

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS

DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA PRÓTESIS DE MANO CONTROLADO MEDIANTE SEÑALES EMG Y MOTORES DC

Realizado por

Iván Camilo Díaz Castellanos

David Yuleiber Vargas Martínez

Proyecto presentado en cumplimiento del requisito para
optar por el título de Ingeniero Electrónico



Semillero de investigación SIRVAPS

Facultad de Ingeniería electrónica

División de Arquitectura e Ingenierías

Febrero 2025

**DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA PRÓTESIS DE
MANO CONTROLADO MEDIANTE SEÑALES
EMG Y MOTORES DC**

Realizado por

Iván Camilo Díaz Castellanos

David Yuleiber Vargas Martínez

Proyecto presentado en cumplimiento del requisito para

optar por el título de Ingeniero Electrónico

Dirigido por

PhD. Edgar Andrés Gutiérrez Cáceres

Co-Dirigido por

PhD. Camilo Ernesto Pardo Beainy

Semillero de investigación SIRVAPS

Facultad de Ingeniería electrónica

División de Arquitectura e Ingenierías

Febrero 2025

Nota de aceptación

Firma del autor

Firma del jurado

Firma del jurado

TUNJA ——— DE 2025

Advertencia

La Universidad Santo Tomás no se hace responsable de las opiniones y conceptos expresados en el trabajo de grado, solo velará por qué no se publique nada contrario al dogma ni a la moral católica y porque el trabajo no tenga ataques personales y únicamente se vea el anhelo de buscar la verdad científica.

Capítulo III –Art. 46 del Reglamento de la Universidad Santo Tomás.

Dedicatoria

A mis padres quienes me han brindado el apoyo para seguir adelante, a mi hermano quien ha confiado en mis capacidades más de lo que yo mismo creo, a mis amigos quienes con su consejo y apoyo me han traído a donde estoy y a Casper, mi máquina de abrazos, quien con su compañía incondicional y su paciencia me ha sabido apoyar y definir.

Iván Camilo Díaz Castellanos

Dedico este trabajo a mi familia, por su amor incondicional, apoyo constante y por creer en mí incluso en los momentos más difíciles. A mis padres, que me enseñaron el valor del esfuerzo y la perseverancia, y a mis hermanos, por ser siempre una fuente de motivación y alegría.

A mis amigos, por estar a mi lado durante todo este proceso, ofreciendo su comprensión y apoyo, y a los profesores y mentores que compartieron su conocimiento y me guiaron con sabiduría y paciencia.

Finalmente, dedico este esfuerzo a mí mismo, por haber llegado hasta aquí y por la fortaleza para afrontar todos los retos en este viaje académico.

David Yuleiber Vargas Martínez

Agradecimientos

Al director de tesis, quien fungió como fuente de consultoría, colaboro con la revisión, dirección y apoyo en general.

Al codirector quien nos empapo con el gusto y la sabiduría de analizar señales y entrenar modelos de aprendizaje de máquina.

A aquellos docentes que formaron parte activa del proceso de formación durante el curso del programa académico y quienes son los acreedores del trabajo presente.

Y a todas aquellas personas que contribuyeron en la culminación de este trabajo.

índice general

Agradecimientos	6
Índice de ilustraciones.....	9
Índice de Tablas.....	9
Resumen	11
Abstract	12
1. Introducción.....	13
1.1 Planteamiento del problema.....	13
1.2 Objetivos	14
1.2.1 Objetivo general	14
1.2.2 Objetivos específicos	14
1.3 Justificación.....	15
1.4 Diseño metodológico	16
1.4.1 Etapa 1.....	16
1.4.2 Etapa 2.....	16
1.4.3 Etapa 3.....	17
1.4.4 Etapa 4.....	17
1.4.5 Etapa 5.....	17
1.4.6 Etapa 6.....	17
1.4.7 Etapa 7.....	18
1.5 Estado del arte	19
2. Marco teórico.....	20
2.1 Señales y sistemas	20
2.2 Anatomía de la señal.....	21
2.3 Machine learning	23
2.4 Control	25
2.4.1 Motores.....	27
2.5 Potencia - consumo energético.....	28
2.6 Diseño mecánico	29
3. Desarrollo teórico	30
3.1 Obtención y discriminación de señales.....	30
3.1.1 Adquisición de la señal.....	30

3.1.2 Entrenamiento de modelos de machine learning	32
3.2 Control	36
3.2.1 Acciones de control.....	38
3.3 Diseño de la prótesis.....	39
3.4 Etapa final	42
4. Resultados	44
4.1 Obtención y discriminación de señales.....	44
4.1.1 Adquisición de la señal.....	44
4.1.2 Entrenamiento de modelos de machine learning	45
4.2 Control	55
4.2.1 Acciones de control.	58
4.3 Diseño de la prótesis.....	60
4.4 Etapa final	62
4.5 Consumo energético	65
5. Discusión.....	66
6. Conclusiones.....	68
7. Trabajos futuros.....	69
Referencias	70
Anexo	73

Índice de ilustraciones

Ilustración 1 Metodología Fuente: Autor	16
Ilustración 2 EMG propiedad de linealidad. Fuente: autor	21
Ilustración 3 EMG propiedad de invarianza en el tiempo. Fuente: autor	21
Ilustración 4 EMG como señal continua. Fuente: Autor	21
Ilustración 5 Modelo de proceso de señal EMG. Fuente: (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013)	24
Ilustración 6 Modelo de sistema de control. Fuente: (Giraldo, 2021)	26
Ilustración 7 Modelo general de motor dc. Fuente: (Giraldo, 2021)	27
Ilustración 8 Ubicación sensor Myoware un canal. Fuente: Autor	31
Ilustración 9 Ubicación sensores Myoware dos canales. Fuente: Autor.....	32
Ilustración 10 polos y ceros. Fuente Autor	36
Ilustración 11 Modelo de comparación de datos obtenidos con FT. Fuente: Autor.....	37
Ilustración 12 Modelo de obtención de dato. Fuente: Autor.....	38
Ilustración 13 Modelos de bloques de PID. Fuente: Autor.	39
Ilustración 14 Partes de dedo. Fuente: Autores	40
Ilustración 15 Diseño de dedo. Fuente: Autor.....	40
Ilustración 16 Dedo pulgar. Fuente: Autores	41
Ilustración 17 Diseño de palma. Fuente: Autores.....	41
Ilustración 18 Dorso de la mano. Fuente: Autores	42
Ilustración 19 serial plotter adquisición EMG. Fuente: Autor.	44
Ilustración 20 Tabla de discriminación de datos utópicos. Fuente: Autor.....	46
Ilustración 21 Tabla Excel segundo vector de características. Fuente: Autor.....	49
Ilustración 22 Matriz de confusión final. Fuente: Autor.....	54
Ilustración 23 predicciones en tiempo real. Fuente: Autores	54
Ilustración 24 bloques de motores conjuntos. Fuente: Autor.	56
Ilustración 25 Conjunto de bloques de PID. Fuente: Autor.	59
Ilustración 26 Dedo impreso implementado. Fuente: Autor	61
Ilustración 27 Palma junto con dedos. Fuente: Autor.....	61
Ilustración 28 Dorso impreso. Fuente: Autores.....	61
Ilustración 29 Mano armada. Fuente: Autor	62
Ilustración 30 Montaje de la mano completa. Fuente: Autor	63
Ilustración 31 Interfaz gráfica. Fuente: Autor.	65

Índice de Tablas

Tabla 1 Ecuaciones extraídas de estudios de EMG. Fuente: (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013).	23
Tabla 2 Movimientos a identificar. Fuente: Autor	31
Tabla 3 Fórmulas iniciales de identificación de movimiento. Fuente: Autor	33

Tabla 4 Comparación de resultados de estudios varios. Fuente (C. A. Quinayás-Burgos, 2015).	34
Tabla 5 Fórmulas de reevaluación de vector de componentes. Fuente: Autor.....	35
Tabla 6 Tiempos de impresión 3d. Fuente: Autor.	42
Tabla 7 Adquisición y muestra particular de señales. Fuente: Autor.	45
Tabla 8 Resultados promedio parciales. Fuente: Autor	46
Tabla 9 Métricas de evaluación por modelo de entrenamiento. Fuente: Autor.....	47
Tabla 10 Matrices de confusión de cada entrenamiento. Fuente: Autor.....	49
Tabla 11 Reevaluación de promedio. Fuente: Autor	50
Tabla 12 Métricas de evaluación por modelo de entrenamiento con segundo vector. Fuente: Autor	51
Tabla 13 Matrices de confusión de segundo vector. Fuente: Autor	53
Tabla 14 Evaluación de métricas para entrenamiento en tiempo real. Fuente: Autor	53
Tabla 15 Propiedades eléctricas de motores. Fuente: Autor	55
Tabla 16 Propiedades mecánicas y variables de motores. Fuente: Autor	55
Tabla 17 FT de velocidad angular y posición. Fuente: Autor	56
Tabla 18 Respuesta de FT de velocidad angular. Fuente: Autor.....	57
Tabla 19 Respuesta FT de posición. Fuente: Autor.....	58
Tabla 20 graficas PID de cada motor. Fuente: Autor	60
Tabla 21 PID de motores. Fuente: Autor	60
Tabla 22 Movimiento de dedos en osciloscopio. Fuente: Autor	63
Tabla 23 movimiento de dedo especifico. Fuente: Autor.	64

Resumen

La ingeniería siempre ha buscado la representación de modelos altamente complejos en sistemas trabajables mediante aproximaciones, tal como el cuerpo humano. Si bien es posible medir variables presentes en el cuerpo, como lo es la electromiografía (EMG), todavía es complejo discriminar métricas puntuales para discriminación de movimientos debido a la alta variabilidad de los mismos. De igual manera la réplica de dichos movimientos requiere de sistemas de control y diseños mecánicos que logren generar cierta similitud a dichos movimientos.

A lo largo de este documento se encuentra la aproximación al sistema de movimientos de una mano mediante la medición de biopotenciales EMG de los músculos del brazo, adquiridos mediante sensores, donde se busca mediante la generación de modelos de entrenamiento de máquina (ML) minimizar la variabilidad en la identificación de movimientos particulares. Posteriormente se busca replicar, en una prótesis impresa en PLA, los movimientos identificados mediante algoritmos proporcional-integral-derivativo, el uso de motores de corriente directa.

Palabras clave: Electromiografía, Entrenamiento de máquina, Prótesis de mano, Control PID.

Abstract

Engineering has always sought to represent highly complex models in manageable systems through approximations, such as the human body. While it is possible to measure variables present in the body, such as electromyography (EMG), it remains challenging to discriminate specific metrics for motion identification due to their high variability. Similarly, replicating these movements requires control systems and mechanical designs capable of achieving a certain degree of similarity to the original motions.

This document presents an approach to hand movement systems through the measurement of EMG biopotentials from arm muscles, acquired using sensors. The aim is to minimize variability in the identification of specific movements by generating machine learning (ML) training models. Subsequently, the identified movements are replicated in a PLA-printed prosthesis using proportional-integral-derivative (PID) algorithms and direct current (DC) motors.

Keywords: Electromyography, Machine Learning, Hand Prosthesis, PID Control.

1. Introducción

1.1 Planteamiento del problema

Las prótesis han sido un área de investigación constante en términos de ingeniería, por el mero estado del arte de realizar aproximaciones abarcables a sistemas complejos como lo es el funcionamiento del cuerpo humano, donde el principal objetivo es el de la restauración de la funcionalidad perdida. (R G E Clement, 2011) (Medina-Coello, Salvador-Domínguez, Badesa, & Rodríguez Corral, 2024). Desde el diseño hasta la implementación de prótesis, se siguen presentando limitaciones, generalmente asociadas a los grados de libertad (C. A. Quinayás-Burgos, 2015), debido a ello los diseños de prótesis se centran en estética más que en funcionalidad.

Los diseños de prótesis mecánicas que buscan la funcionalidad, suelen ser ganchos que trabajan mediante hilos, sistemas de engranajes que buscan el cierre o apertura de prótesis completas, o aprovechamiento de amputaciones parciales, con movimientos limitados de apertura y cierre (Trejo-Letechipia, y otros, 2021).

A día de hoy las prótesis que escapan de diseños netamente mecánicos, (Shadow robots, 2024) (Prótesis Avanzadas, 2021) buscan incorporar patrones de movimientos predeterminados o en su defecto incorporar sistemas de identificación de movimientos basados en patrones. Para ello las señales electromiográficas (EMG) se han convertido en una herramienta fundamental en la detección de patrones de movimiento debido a la generación de potenciales eléctricos derivados de contracciones musculares (Hasan, Rahaman, Shuvo, Ovi, & Rahman, 2014). Sin embargo, estas señales presentan patrones de identificación complejos de discriminar. Por lo que surge la primera pregunta de investigación.

¿Cómo se pueden adquirir señales EMG y a partir de muestras de dichas señales identificar movimientos?

Aunado a ello, las prótesis electromecánicas, generalmente suelen presentar un control basado en motores de posicionamiento (servos) e hilos o cuerdas (P4H Bionics, 2024). A partir de ello surge la segunda pregunta de investigación.

¿Cómo se puede realizar un control de movimientos de prótesis mediante motores dc?

Por último y a manera general en cualquier sistema, la integración de sistemas de adquisición y procesamiento junto con sistemas actuadores y de control presenta todavía un desafío basado en la complejidad de un sistema general que permita desde la adquisición y el procesamiento, hasta la identificación de una planta de control que permita la réplica de movimientos identificados que se desea obtener. De lo anterior surge la última pregunta de investigación.

¿Cómo integrar un sistema de adquisición y procesamiento de señales EMG a una prótesis de mano controlada mediante motores dc?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Implementar un sistema de adquisición y procesamiento de señales EMG que permita replicar movimientos controlados mediante el uso de motores de corriente directa en una prótesis de mano.

1.2.2 Objetivos específicos

- Implementar un sistema de adquisición de señales EMG, realizar un procesamiento y entrenamiento de las señales adquiridas, que permita la identificación de movimientos.
- Implementar un sistema de control basado en motores de corriente directa que permita el control de movimientos adquiridos.
- Diseñar e implementar una prótesis de mano.

1.3 Justificación

Independientemente al avance tecnológico y científico, el cuerpo humano es presentado como un organismo basado en la articulación de series de sistemas de alta complejidad (Hasan, Rahaman, Shuvo, Ovi, & Rahman, 2014), particularmente aquella serie de sistemas que permiten la interacción con el mundo exterior, aquellos relacionados a los sentidos, como las manos (Bates, Ferguson, & Pierrie, 2020). Si bien a día de hoy no es posible replicar sentidos, se busca lograr replicar la funcionalidad de aquellos sistemas de interacción, lo que a día de hoy representa un desafío persistente.

En materia de la mano, los retos se presentan en distintas áreas; la integración neuromuscular, representado por el estudio de señales biológicas, generalmente EMG, la identificación de patrones y su réplica; interfaces de control y su adecuada retroalimentación, donde replicar la exactitud de los movimientos del cuerpo humano tiene múltiples implicaciones (Cullen & Smith, 2013), donde si de por si resulta un desafío esta integración de áreas, se presenta una particularidad de cada individuo desde la estructuración física, hasta la propia obtención de señales afines que permitan la identificación de movimientos entre individuos distintos, lo que deriva en la personalización de cada usuario en términos de tamaño de prótesis, procesamiento de señales y hasta incluso la adquisición de las mismas, reflejado en un costo variable que representa la serie de equipos y estudios necesarios para su construcción (Elçadi, 2023).

Teniendo en cuenta lo anteriormente mencionado, esta investigación busca poder implementar tecnologías como la adquisición de señales EMG que permitan una identificación de intención de movimiento, ahondando en métodos matemáticos de identificación de patrones. Por otro lado, se busca poder realizar una investigación incipiente que logre asentar bases para discriminar una posible ruta de implementación y desarrollo en prótesis de uso general. De igual manera se busca generar rutas investigativas con el fin de incentivar la investigación de este tipo de proyectos mediante distintos tipos de estrategias de divulgación.

1.4 Diseño metodológico

Como diseño metodológico, se presenta la siguiente arquitectura de proyecto.

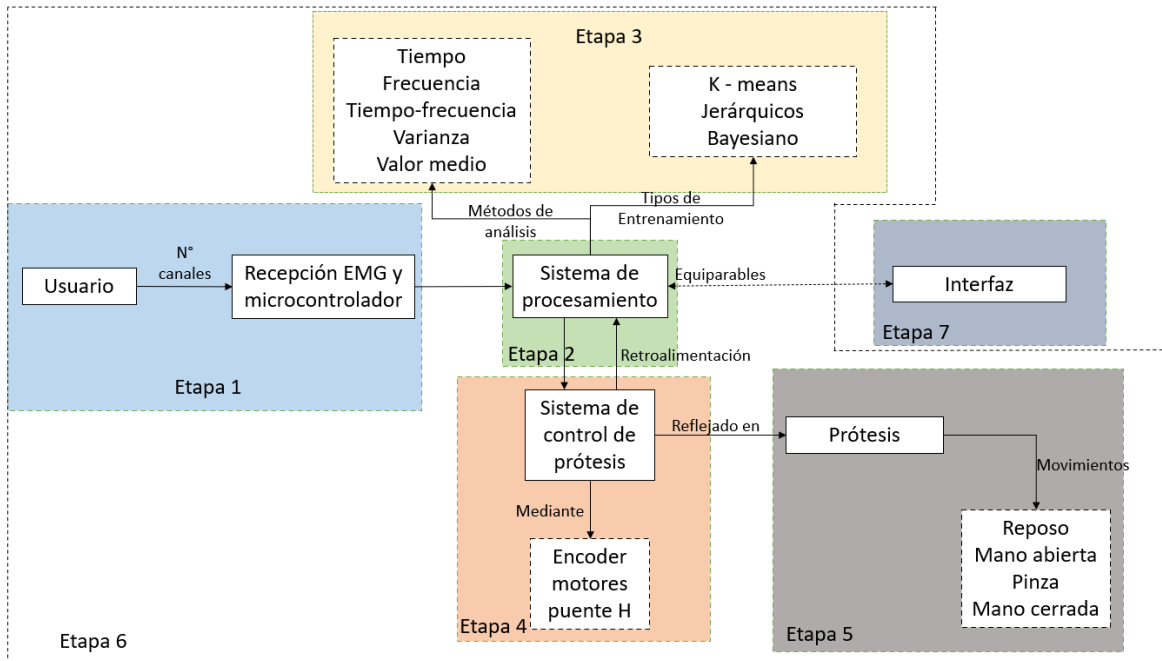


Ilustración 1 Metodología Fuente: Autor

1.4.1 Etapa 1

En principio se comenzará implementando el sistema de adquisición de las señales EMG donde se medirá mediante un par de canales (según avances de investigación se considerará la ampliación del número de canales), con un par de sensores Myoware, uno en el musculo flexor ulnar del carpo [cubital anterior], y el otro entre el musculo flexor [común] superficial de los dedos y el flexor largo [propio] del pulgar. (Liard & Latarjet, 1999) Para cumplir con dicha etapa se espera:

- Lograr una lectura de potenciales eléctricos en los músculos ya mencionados.
- Conseguir un registro adecuado de las señales.

1.4.2 Etapa 2

En esta etapa se realizará un procesamiento de la señal, buscando el acondicionamiento de la misma para un mejor estudio, se buscará identificar las principales componentes de la señal, ya bien sea en términos de amplitud de voltaje, en términos de frecuencia, en términos de tiempo y/o en estudios específicos de tiempo frecuencia. En este ítem se pueden llegar a considerar condiciones específicas como la normalización de los datos de amplitud para evitar datos utópicos y limpieza de vectores en general. Para considerar terminada la etapa se espera:

- Determinar un acondicionamiento que permita la visualización de señales EMG y las diferencias según movimiento.
- Determinar las principales componentes de la señal.

1.4.3 Etapa 3

En la tercera etapa se organizarán los datos mediante una serie de fórmulas con el fin de evaluar la cantidad de patrones identificables según la intención de movimiento realizada. Posteriormente se realizará entrenamiento de modelos de machine learning como k-means y clustering para ver su comportamiento de predicción de movimiento cerrando posibles brechas entre posibles movimientos. Para considerar terminada la etapa se espera:

- Identificar fórmulas matemáticas que permitan la identificación de patrones de señales EMG.
- Evaluar los métodos de entrenamiento según rubricas de evaluación de los mismos, revisando su funcionamiento general, así como a tiempo real.

1.4.4 Etapa 4

En una cuarta etapa y ya contando con las señales adquiridas procesadas y entrenadas se procederá a generar un control con motores de corriente directa evaluando los motores a usar, la batería, la potencia y el control mediante encoders y puente h requeridos en el proceso, Para considerar terminada la etapa se espera:

- Realizar un control que permita el movimiento preciso de motores dc.

1.4.5 Etapa 5

Como quinta etapa se diseñará e implementará una prótesis de mano realizada en Autodesk Fusion, que cumpla con los parámetros de diseño propuestos y en donde sea posible reflejar la posición de cables, motores, articulaciones, posibles sistemas engranajes, entre otros, analizando el diseño para una identificación de funcionalidad de la prótesis. Para considerar terminada la etapa se espera:

- Tener un diseño funcional en términos mecánicos de una prótesis.
- Evaluar la distribución y funcionamiento de los motores en la prótesis.

1.4.6 Etapa 6

En la sexta etapa se busca la integración de los sistemas de señales, de control y mecánicos en un producto único, donde se logre mediante la adquisición de señales en tiempo real y su debido procesamiento, la réplica de movimientos en la prótesis ya diseñada y controlada mediante los motores dc. Para considerar terminada la etapa se espera:

- Percibir en la prótesis el movimiento mediante señales EMG de un usuario en uso.

Cabe resaltar que en la culminación de la etapa 6 ya se abra considerado un efectivo cumplimiento del objetivo general.

1.4.7 Etapa 7

Como séptima y opcional etapa se busca la implementación de una interfaz, como alternativa al sistema de señales EMG, para control de la prótesis, con la finalidad de tener un respaldo de seguridad, garantizando otro medio para el uso, resaltado que es una medida alternativa. Para considerar terminada la etapa se espera:

- Contar con una interfaz que permita el funcionamiento de la prótesis independiente al sistema ya realizado.

1.5 Estado del arte

Debido a lo extenso del área de investigación existen múltiples enfoques basados en el fin que se pretende lograr. Por un lado, las prótesis enfocadas directamente en la atención de pacientes con discapacidad buscan o bien una recuperación parcial de la funcionalidad o bien cumplir un estándar estético (prótesis pasivas). En otro enfoque, ámbitos netamente investigativos, se lograron encontrar dos vertientes, una enfocada en la recuperación funcional, tratando de imitar lo mejor posible el funcionamiento del cuerpo humano y otra enfocada directamente al mejoramiento del mismo.

Como primera área, funcionalidad en pacientes, se encontraron industrias como (Naked Prosthetics, 2024) donde se ven diseños de prótesis generalmente mecánicas pensados en la recuperación de ámbitos funcionales basados en el principio de apertura y cierre de mano. De igual manera en (Point Designs, 2024), se ven diseños de prótesis mecánicas que buscan lograr fortaleza en agarres basadas en esfuerzos mecánicos. Como alternativa en (Arm Dynamics, 2024) también se encontraron prótesis asimilables a un gancho que mediante poleas busca la restauración parcial de la funcionalidad.

En segunda medida, estética, se hallaron prótesis pasivas como las fabricadas por (Arm Dynamics, 2024), que basan sus diseños en prótesis de silicona que buscan asemejarse visualmente lo mejor posible a la realidad, donde a pesar de la simpleza de los materiales en términos científicos, se recupera la estética y el miembro perdido independientemente no sea del todo funcional. Se consideró por los autores un proceso más orientado a un actuar artístico, pero no por ello menos valioso.

Como última área, están las prótesis basadas en impulsos eléctricos de músculos, algunas prótesis se basan en equipos de EMG modernos, basados en el nivel de amputación. Algunos equipos EMG se basan en abrazaderas de sensores como en (Cimolato, 2022), mientras que otros ocupan una mayor área del cuerpo humano como en (Arm Dynamics, 2024).

De igual manera, existen estudios como (Clode, 2022) donde más que la recuperación de miembros perdidos se busca el mejoramiento del mismo con la adición de un segundo pulgar donde su control se basa en motores con hilos adjuntas al antebrazo, buscando mejorar el uso de una mano moderna actual.

El presente estudio busca poder asemejarse a estudios como (Baquero, Navarro, & Ramirez, 2024) donde se busca el diseño e implementación de prótesis funcionales de bajo costo, donde el estudio suele realizarse mediante sensores EMG superficiales, donde según el estudio varía la caracterización de señales a conveniencia del autor, además de un diseño personalizado de control de movimiento. De igual manera los diseños físicos de las prótesis varían según lo deseado, generalmente realizados en Fusion 3d e impresos según lo necesario.

2. Marco teórico

2.1 Señales y sistemas

Las señales sirven para describir fenómenos físicos. (Oppenheim & Willsky, 1998) donde se podrá determinar información de la misma a partir de un patrón de variaciones determinado. Se representan como funciones de una o múltiples variables independientes, generalmente el tiempo. Las señales pueden representarse de manera continua; una sucesión continua de valores, o discreta; surgen del muestreo de señales continuas.

Por su lado los sistemas corresponden a interconexiones entre componentes, dispositivos o subsistemas (Oppenheim & Willsky, 1998). Su principal utilidad es plasmar el proceso mediante el cual las señales de entrada son transformadas y provocan alguna respuesta de salida. Las señales de salida pueden ser de naturaleza continua o discreta provocando respuestas de salida continuas o discretas respectivamente.

A partir de las señales y los sistemas se busca que, mediante una serie de modificaciones en la variable dependiente, también conocidas como transformaciones, sea posible la determinación de propiedades básicas de las señales. Algunas de las transformaciones más básicas corresponden a corrimientos, inversiones y escalamientos de tiempo. De igual manera se puede determinar la periodicidad existente en una señal, así como consideraciones de paridad. Al llevar dichas señales a los sistemas se pueden identificar distintos modos de operación entre bloques basadas en la interconexión de aquellos bloques en múltiples formas (serie o cascada, paralelo, combinaciones entre ambas (serie-paralelo) y retroalimentación). Según su interconexión, se puede determinar si el sistema corresponde a un lazo abierto (sin retroalimentación) o a un lazo cerrado (con retroalimentación).

Para el estudio de señales adquiridas del mundo real y transformadas al mundo digital, se realizan procesos de muestreo, donde las muestras representan puntos igualmente espaciados en el tiempo, que permiten la replicación unívoca de la señal original. Este procedimiento busca la replicación de una señal continua mediante una discreta. Su fidelidad se evalúa según una función de muestreo que determina la frecuencia fundamental de la señal estudiada y ajusta una frecuencia de muestreo, conocida bajo la regla de la velocidad de Nyquist. Para la representación final de la señal continua se realiza un proceso conocido como interpolación que puede variar según sea requerido.

Para el caso concerniente a señales EMG, se presentan como señales lineales e invariantes en el tiempo (LTI) por lo que se hace presente la propiedad de superposición de la señal al igual que su posible desplazamiento, sin alterar la señal original de entrada.

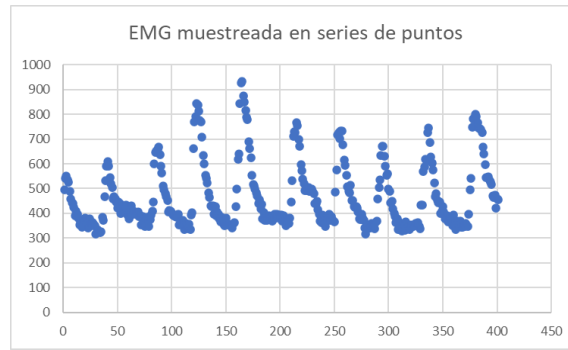


Ilustración 2 EMG propiedad de linealidad. Fuente: autor

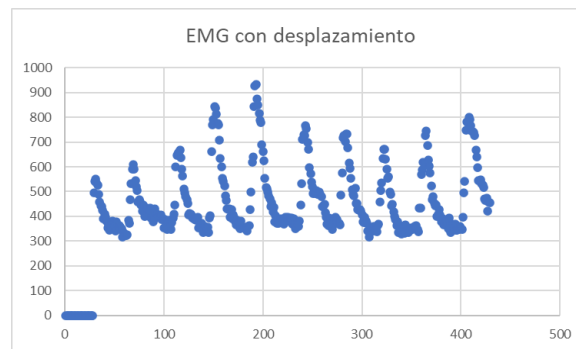


Ilustración 3 EMG propiedad de invarianza en el tiempo. Fuente: autor

Bajo la suposición de la señal EMG como una señal LTI, Se puede generar una señal que se considera continua en el tiempo logrando con ello la evaluación de la señal mediante enfoques como los presentados en la tabla 1, cabe resaltar que la señal dispuesta se presenta como la ilustración 4.

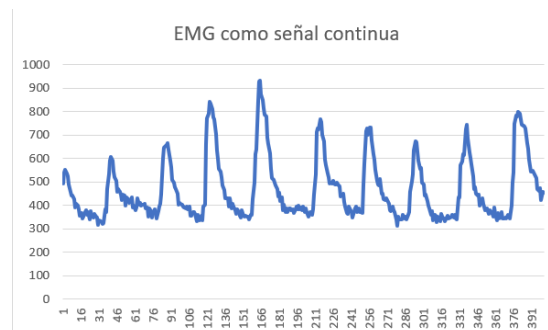


Ilustración 4 EMG como señal continua. Fuente: Autor

2.2 Anatomía de la señal

Partiendo del principio, las señales EMG refieren a la recolección de señales eléctricas generadas por los músculos, controladas por el sistema nervioso y producidas mediante la contracción muscular. (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013). Generalmente las señales

consisten en dos tipos, superficial (sEMG) e intramuscular midiéndose por medio de electrodos no invasivos e invasivos respectivamente. Los principales desafíos en el estudio de esta señal surgen de su baja intensidad y su alta vulnerabilidad al ruido.

El ruido puede provenir de varias fuentes generales, por un lado, existe el ruido de señales corporales que se añaden a la señal que se desea medir (Piel, porcentaje de grasa, flujo sanguíneo, temperatura corporal superficial, entre otras), por otro ruido generado por los artefactos de medición (cables, fuentes de ruido generadas por fuentes de alimentación, armónicos en las frecuencias de ruido). (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013)

Para el caso del primer generador de ruido, que generalmente se presenta en la medición superficial, se recomienda el uso de electrodos que permitan el estudio de áreas puntuales seleccionadas, donde se enfatiza que el área de contacto del electrodo sea pequeña.

Con respecto al segundo se suele solucionar mediante series de filtros de distintos tipos, generalmente filtros Notch y filtros pasa altos. Estos generalmente buscan la eliminación de ruidos provenientes de las fuentes de alimentación de 60Hz. (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013).

Existe un tercer tipo de ruido que es producido por las señales electromagnéticas producidas por el cuerpo en general, como lo es la actividad eléctrica del corazón, dicho ruido se considera parte de la señal EMG, sin embargo, existen soluciones como las presentadas en (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013). Por último, aunque no irrelevante, es de tener en cuenta la disposición muscular a la hora de realizar mediciones debido a que la variabilidad de los cuerpos puede generar distintos tipos de señales. (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013).

Las señales EMG suelen procesarse mediante tres flancos distintos: la transformada wavelet, un estudio de estadística de orden superior y mediante entrenamiento de redes artificiales. Independientemente al método, todas las señales sEMG, suelen estudiarse mediante una serie de fórmulas matemáticas que modelan el comportamiento de la señal a lo largo de un determinado tiempo. Algunas de las fórmulas se recopilan en la tabla 1. De igual manera en las tablas 6 y 10 se encuentran las utilizadas en el estudio llevado a cabo.

Característica medida	Fórmula
Integrated EMG(IEMG)	$IEMG = \sum_{n=1}^N X_n $
Modified Mean Absolute Value 1 (MMAV1)	$MMAV1 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_n X_n $ $W_n = \begin{cases} 1, & \text{si } 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ 0.5, & \text{Cualquier otro caso} \end{cases}$

Modified Mean Absolute Value 2 (MMAV2)	$MMAV2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_n X_n $ $W_n = \begin{cases} 1, & \text{si } 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ \frac{4n}{n}, & \text{si } 0.25N \leq n \\ \frac{4(n-N)}{n}, & \text{si } 0.75N \leq n \end{cases}$
Simple Square Integral (SSI)	$SSI = \sum_{n=1}^N X_n ^2$
Log detector (LOG)	$LOG = e^{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log X_n }$

Tabla 1 Ecuaciones extraídas de estudios de EMG. Fuente: (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013).

Generalmente la utilización de las fórmulas descritas en la tabla 1, suelen utilizarse en conjunto formando series de vectores de características que son utilizados ya bien sea para el entrenamiento de modelos de machine learning o la aplicación de medidas estadísticas.

2.3 Machine learning

Por definición machine learning (ML) refiere a la ciencia (o arte) de programar computadoras para que aprendan mediante los datos sin ser explícitamente programado (Géron, 2019). Los algoritmos de ML se basan en un conjunto de datos de entrenamiento que se usan como ejemplos que el sistema usa para aprender, su desempeño se mide según la exactitud de las predicciones logradas.

El ML se determina según categorías, que corresponden: a un nivel de supervisión u ausencia de ella; generalmente basada en etiquetas, a una capacidad de aprendizaje estática o incremental; basada en lotes de información, y aun nivel de instanciación; basado en un modelo o una instancia generalizada.

En los algoritmos basados en ML generalmente se presentan dos tipos de dificultades, la primera basada en una aplicación inadecuada de algoritmos y la segunda basada en la insatisfactoria adquisición de datos. En cuanto a la primera, se suele presentar a modo de error un sobreajuste (overfitting) donde el modelo de entrenamiento corresponde a un alto nivel de complejidad en el algoritmo que genera incongruencias, para ello se realiza una regularización. En el segundo caso, los datos, se requiere una limpieza de datos lo suficientemente adecuada tanto para evitar los datos no representativos como malos métodos de muestra. Todo lo anterior se somete a métodos de validación y testeo con el fin comprobar la funcionalidad del algoritmo diseñado.

Una de las principales funciones es la de clasificación, que generalmente corresponde a modelos supervisados. Ejemplos de modelos de clasificación son: regresión lineal; Se realiza una predicción según la suma de características de entrada más una constante conocida como término de intersección, Máquinas de soporte vectorial (SVM); Se realizan series de separaciones (lineales y no lineales) que realicen grupos de clasificación en los datos en una o varias dimensiones, Árboles de decisión; Crea series de nodos de decisión, k-NN; Usa instancias basadas en datos previos y según ello genera predicciones.

Por último, se encuentran las redes neuronales artificiales (ANN) que tratan de asemejar la forma de funcionamiento del cerebro, se basan en series de capas, de entrada, ocultas y de salida. Su funcionamiento general se basa en la propagación hacia delante haciendo cálculos de salida respecto a las entradas, tras ello se realizan iteraciones con el fin de determinar el mejor modelo de clasificación posible según un cálculo de pérdida basado en el error cuadrático medio o la entropía cruzada. (Géron, 2019)

Para estudios referentes a señales sEMG se suelen utilizar métodos como ANN, SVM, clasificadores fuzzy, k-NN. Para la realización del entrenamiento, se suele tener en cuenta un vector de características como el descrito en la tabla 1. De igual manera se suele realizar reducciones de dimensionalidad de las muestras adquiridas de la señal con el fin de reducir lo mayor posible la complejidad y tiempo de entrenamiento, para el último caso suelen utilizarse transformadas Wavelet. (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013)

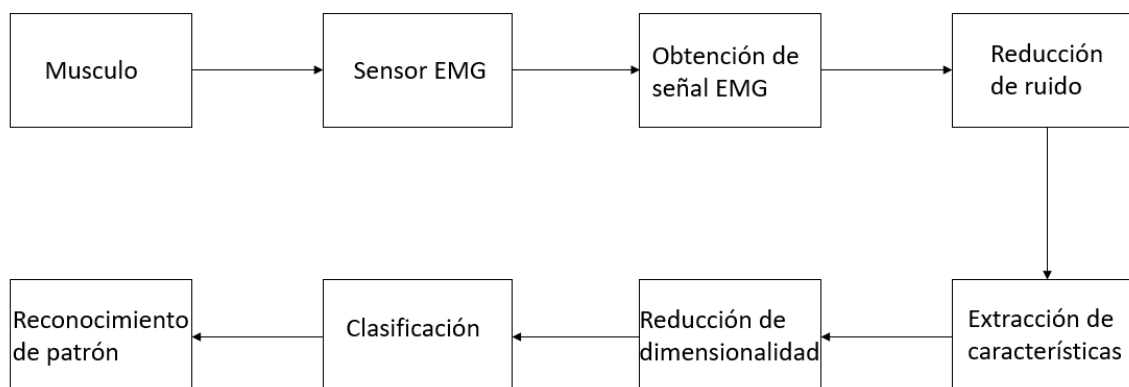


Ilustración 5 Modelo de proceso de señal EMG. Fuente: (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013)

En la ilustración 5, se ve un modelo de proceso propuesto en (Chowdhury, Reaz, Ali, & Bakar, 2013) para el procesamiento de señales desde la adquisición hasta la discriminación de patrones.

2.4 Control

El control consiste en modificar alguna variable de entrada para obtener una salida deseada. (Ogata, 2000). Generalmente a la hora de realizar control sobre algún sistema se buscan dos objetivos. El primero corresponde a la manipulación adecuada de una planta (conjuntos de sistemas), el segundo a evitar perturbaciones (afectaciones externas), que puedan influir en el comportamiento deseado del sistema y en general de la planta. Los sistemas de control se componen de dos variables, una variable controlada; resultante de un sistema, y una variable manipulada; modifica la variable controlada.

Estas variables se manejan bajo el estado de la variable compleja, la cual puede relacionarse a un número real o a un número complejo, el cual se denota mediante la letra s . (Ogata, 2000) La combinación de variables complejas convergen en la creación de funciones complejas donde se pueden determinar según planos complejos puntos singulares (puntos donde la función no es analítica) que reciben el nombre de polos y se grafican a modo de x . En este plano también se suelen graficar los puntos donde la función corresponde a cero, estos puntos se denominan cero y se grafican a modo de círculo.

Para la solución de este tipo de sistemas se utilizan técnicas específicas como la transformada de Laplace (Oppenheim & Willsky, 1998), (Ogata, 2000) que desemboca en la transformación de las ecuaciones diferenciales que representan el sistema deseado. Mediante un modelo matemático referente a un conjunto de ecuaciones que representan la dinámica del sistema a evaluar, generalmente expresado en función de la transformada de Laplace, se busca la solución del sistema deseado, generalmente representado mediante una función de transferencia que representa el cociente entre la función de respuesta y la función de excitación, siendo esta última propiedad del sistema.

Cabe resaltar para efectos de control se requiere que se cumpla la propiedad de superposición e invarianza en el tiempo por lo que generalmente se evalúa la respuesta para rangos de frecuencia. Como prueba para medir la ponderación del sistema la función de transferencia se somete a la respuesta a una entrada impulso.

Generalmente las funciones de transferencia se juntan mediante una representación gráfica del sistema, donde se revisan las componentes principales y el flujo de la señal, esta representación se conoce como diagrama de bloques y representa la operación funcional del sistema, independiente a que no se encuentre inmersa la fuente de energía.

En materia de control generalmente se busca realizar acciones de control, los sistemas de control se ven en la ilustración 4. Los controladores se clasifican de acuerdo a las acciones de control que se realicen, estos son: on/off, proporcionales, integrales, proporcionales-integrales, proporcionales-derivativos, proporcionales-integrales-derivativos.

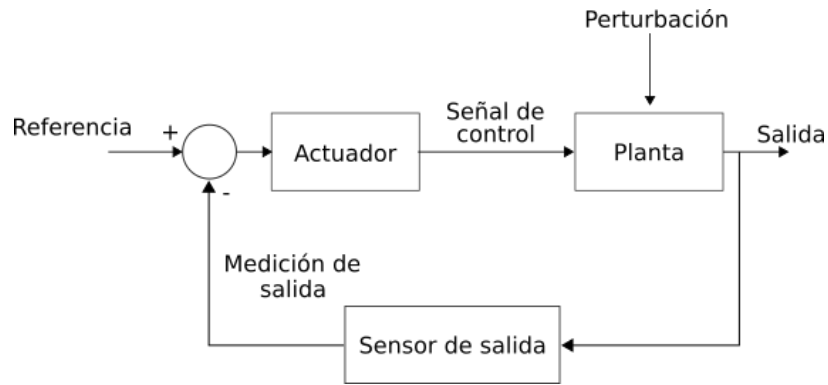


Ilustración 6 Modelo de sistema de control. Fuente: (Giraldo, 2021)

El control proporcional refiere a una variable que multiplica directamente un proceso, se conoce nemotécnicamente como K_p y representa el contrario de la banda proporcional. Este control permite el acercamiento del proceso a un setpoint, de igual manera aumenta la velocidad según su incremento y determina el uso de energía de control del sistema. Se representa en la ecuación:

$$U(t) = K_p * e(t)$$

Y con transformación en Laplace como la ecuación:

$$\frac{U(s)}{e(s)} = K_p$$

El control integral busca cambiar el valor de la salida a razón proporcional del error, se conoce nemotécnicamente como K_i . Esta acción de control busca generar un mayor acercamiento al setpoint y reducir el error de estado estacionario. Se representa según la ecuación:

$$\frac{du(t)}{dt} = K_i e(t)$$

Y con transformación en Laplace como la ecuación:

$$\frac{u(s)}{e(s)} = K_i$$

Por último, la acción de control derivativa, también denominada control de velocidad, busca minimizar el sobrepico generando derivadas con el fin de acercarse al setpoint. Esta acción de control nunca se utiliza sola y se representa por medio de una constante denominada tiempo derivativo (T_d). En un PID se ve como la ecuación:

$$u(t) = K_p e(t) + \frac{K_i}{T_i} \int_0^t e(t) dt + K_p T_d \frac{de(t)}{dt}$$

Y con transformación de Laplace como la ecuación:

$$\frac{u(s)}{e(s)} = K_p \left(1 + \frac{1}{T_s} + T_d s \right)$$

Con las fórmulas presentadas, PID, se busca lograr identificar las componentes principales que afectan al proceso, en el caso de estudio movimiento de motores, con el fin de obtener un movimiento controlado rápido y que no genere errores de estabilidad.

2.4.1 Motores

Un motor o dinamo de corriente directa es un elemento compuesto de una armadura, una serie de escobas y bobinas, en serie o paralelo, que generalmente es usado como convertidor de energía. Es un elemento electromecánico, donde en su parte electrónica se representa como una resistencia, una inductancia y un motor en serie, además de una bobina en forma de corriente magnética, y su parte mecánica se compone de elementos que generan torque, momentos de inercia y carga y coeficientes de fricción. (Giraldo, 2021)

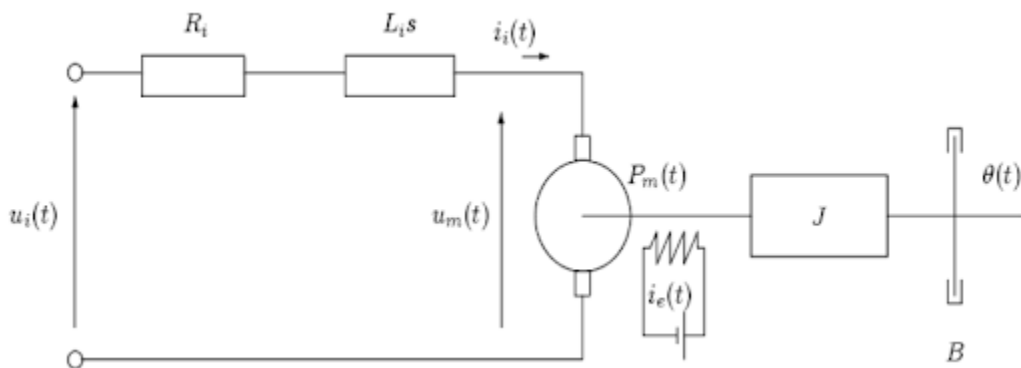


Ilustración 7 Modelo general de motor dc. Fuente: (Giraldo, 2021)

Para la parte electrónica se hace un análisis de malla donde se determina una función que representa el voltaje.

$$V(t) = RI(t) + L \frac{di(t)}{dt} + Ea(t)$$

Donde:

- V es el voltaje.
- R la resistencia de armadura.
- I la corriente.
- L es la inductancia.
- Ea es constante electromotriz.

De igual manera de forma mecánica.

$$Tm(t) = J \frac{dw(t)}{dt} + Bw(t)$$

Donde:

- T_m es el torque.
- J es el momento de inercia.
- B es el coeficiente de fricción.
- w es la velocidad angular.

En el estudio de motores se suelen incluir dos relaciones representadas por las nomenclaturas K_a y K_m , donde K_a representa la relación entre el voltaje inducido en la armadura y la velocidad angular (símbolo omega), por su lado K_m representa la relación entre el torque y la corriente eléctrica.

$$K_m = \frac{E_a(t)}{w(t)}$$

$$K_a = \frac{T_m(t)}{I(t)}$$

Al realizar reemplazos mediante la transformada de Laplace se obtienen las siguientes ecuaciones.

$$V(t) = RI(t) + sLi(t) + E_a(t)$$

$$T_m(t) = sJw(t) + Bw(t)$$

Y al realizar las relaciones adecuadas se obtienen las siguientes funciones de transferencia correspondientes a la velocidad angular y la posición respectivamente.

$$\frac{w(s)}{v(s)} = \frac{K_m}{LJs^2 + (RJ + LB)s + RB + KmKa}$$

$$\frac{\theta(s)}{V(s)} = \frac{K_m}{(LJs^2 + (RJ + LB)s + RB + KmKa)s}$$

2.5 Potencia - consumo energético

El consumo energético se define como el consumo de energía en determinado factor de tiempo, En este consumo se considera a todos los elementos presentes para el funcionamiento de la planta determinada. Generalmente los componentes a consideración refieren a actuadores como lo son motores dc, sensores de adquisición de señales, microcontroladores. Los factores se suelen medir en términos de Watts (W), donde se evalúa el consumo promedio, picos de consumo y aunado a ello la capacidad de las fuentes de alimentación en mAh, (Osolinskyi, Sachenko, Kochan, & Kolodiichuk, 2023).

2.6 Diseño mecánico

Para la realización de diseños de prótesis generalmente se tienen consideraciones afines a la réplica estética y funcional del miembro perdido. El caso de las impresiones 3d, con programas como Fusion 360, SolidWorks, proporciona una herramienta para la búsqueda de prototipado ajustable a las necesidades puntuales del usuario. De igual manera estas herramientas permiten el análisis paramétrico de fuerzas aplicadas, así como la evaluación de diseño para evitar colisiones y posibles movimientos irreales. (Sheppard, 2017).

El extendido uso de Fusion 360 se debe a que permite la exportación de archivos mediante STL para la impresión directa desde Creality. Una vez en Creality se genera una base y el mallado de la impresión 3d. (Autodesk, 2024)

3. Desarrollo teórico

A lo largo de la siguiente sección se busca poner en contexto las acepciones que se tomaron en cuenta para el desarrollo del proyecto con base en lo descrito en el marco teórico, haciendo alusión a los métodos, equipos y resultados esperados.

3.1 Obtención y discriminación de señales

3.1.1 Adquisición de la señal

Para la toma de señales EMG se optó en principio por la utilización del sensor Myoware Muscle Sensor (MyoWare, 2016). Tal como se expresó en el marco teórico, el sensor cuenta con las características de amplificación, filtrado y ajuste de ganancia. En detalle, el sensor cuenta con un amplificador de instrumentación, una serie de filtros; tanto pasa altos y pasa bajos permitiendo la determinación de frecuencia útil (generalmente entre 50Hz y 200Hz). Por último, la señal se vuelve a amplificar dejando en un rango útil de voltaje la señal (de 0 a 5 Voltios).

Como salida el sensor entrega dos tipos de señales. Una señal EMG (Raw EMG), cuya naturaleza es AC y presenta los procesos característicos de polarización, pico y repolarización de la señal corporal. Esta señal está compuesta tanto de voltajes positivos como negativos. Por otro lado, el sensor entrega una señal de envoltura o rectificación, donde se realiza un preprocesamiento de la señal, rectificando los valores negativos de la misma convirtiendo la señal resultante en DC. Esta señal es adecuada para determinar la intensidad general del músculo medido. Dadas dichas características, se utilizó la señal envolvente para determinar si mediante la intensidad general del músculo es posible la determinación de movimientos característicos de la mano.

Para el estudio en cuestión, se trató de determinar siete movimientos específicos, adjuntados en la tabla 2 correspondientes al movimiento de cada dedo (pulgar, índice, corazón, anular), además de posiciones de la mano (abierta, en pinza y cerrada). Se ignoró la señal del dedo meñique ya que se consideró que la intensidad de dicho movimiento no es determinante además de ser compleja de discriminar a simple vista. La señal se adquirió mediante los pines (34 y 35) del microcontrolador ESP 32, además de este mismo dispositivo se obtuvo la alimentación del sensor. De igual manera debido al uso de este microcontrolador se optó por el uso de la señal envolvente evitando voltajes negativos que puedan afectar el correcto funcionamiento del microcontrolador. Se programó mediante el IDLE de Arduino para determinar la respuesta generada por el sensor y un monitor serial.

Movimientos a identificar








			
Mano abierta	Mano cerrada	Mano Pinza	Dedo Pulgar
			
Dedo Índice	Dedo Corazón	Dedo Anular	

Tabla 2 Movimientos a identificar. Fuente: Autor

Para la medición se colocaron dos electrodos M3 (3M, 2024), distanciados a 44.4 mm ubicados en el músculo flexor ulnar del carpo y un electrodo al pin de tierra conectado lo más cercano posible al hueso del codo, tal como se muestra en la ilustración 8.

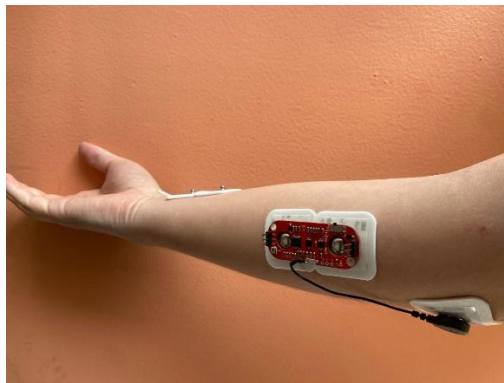


Ilustración 8 Ubicación sensor Myoware un canal. Fuente: Autor

Debido a los errores descritos en los modelos entrenados de Machine Learning adjuntos en los resultados de la tabla 10, se optó por el uso de dos sensores Myoware con el fin de aumentar el número de canales de adquisición. Los sensores se ubicaron: uno en el flexor ulnar del carpo [cubital anterior], y el otro entre el flexor [común] superficial de los dedos y

el flexor largo [propio] del pulgar (Liard & Latarjet, 1999) respectivamente, como se ve en la ilustración 9.



Ilustración 9 Ubicación sensores Myoware dos canales. Fuente: Autor.

Como resultado de la adquisición, se espera que se logre ver una señal correspondiente a cada uno de los movimientos mediante la herramienta del plotter serial del microcontrolador, y en caso de ser posible empezar a discriminar si existe una relación específica entre el movimiento y el tipo de señal adquirida.

3.1.2 Entrenamiento de modelos de machine learning

Posteriormente, tras la obtención de las señales, se procede con la creación de series de datos representativos para cada movimiento que se desea replicar. Para ello se realizan una serie de programas en Python (Jupyter notebook), tanto para la extracción de los datos como para su posterior análisis.

En el proceso de obtención se hace uso de las librerías de csv, keyboard, serial y time. En principio se realiza una función que retorne la creación de un archivo csv (comma separated values), según un número de índice. Posteriormente se crea la conexión serial con el controlador para la obtención y almacenamiento de datos. De igual manera se indica el número de índice general, con el fin de realizar pruebas en distintos días donde se pueda considerar afectaciones posibles y tener una obtención más concisa. Con el objetivo de realizar múltiples tomas se crea un ciclo while mediante el cual se van creando series de datos correspondientes a movimientos, por último, se utilizan funciones propias del teclado para detener el proceso de obtención de datos, se termina con el cierre de la conexión serial para evitar posteriores errores.

Durante este proceso es de resaltar que se ajustó la comunicación serial a una velocidad alta para evitar la pérdida de datos por envío manteniendo un muestreo constante. De igual modo las pruebas se realizaron en dos participantes, autores de la tesis. El número de muestras de datos varió según la capacidad de toma de datos que se ajustó en alrededor de 600 muestras por cada movimiento en cada participante resultando en alrededor de 4200 muestras totales.

Para el estudio de dichas señales se realizó un vector de características correspondientes a una serie de fórmulas estadísticas, similares a las presentadas en la tabla 1, para el estudio de las distintas señales, mediante las cuales se busca poder discriminar diferencias que resulten relevantes para el modelo de machine learning y poder cumplir con la adecuada identificación de movimiento.

Nombre	Abreviación	Fórmula
Valor medio absoluto	MAV	$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X(i) $
Varianza	VAR	$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - mean(x))^2$
Raíz media cuadrada	RMS	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X(i)^2}$

Tabla 3 Fórmulas iniciales de identificación de movimiento. Fuente: Autor

En un estudio inicial se probó con un vector compuesto por (MAV, VAR, RMS), donde la variación en el MAV corresponde a un nivel de actividad promedio que puede ser alto o bajo. La VAR indica la variación en los valores según una desviación en la media. El RMS corresponde a un nivel de magnitud de la señal. Estas fórmulas se basan en el estudio (C. A. Quinayás-Burgos, 2015) que recopiló datos de múltiples estudios que se presentan en la tabla 4.

Referencia	Porcentaje de éxito promedio	Clases	Canales	Características	Clasificador	Tipo de procesamiento
Phinyomark et al.	93%	11	4	SampEn, CC, RMS, WL	LDA	Fuera de línea
Herle et al	91%-98%	4	2	AR	RNA	En línea
Khezri y Jahed.	95%-97%	6	2	MAV, SSC, AR, ZC, DWT	NeuroFuzzy	Tiempo Real
Alkan y Günay	96%-99%	4	2	MAV	LDA, SMV	Fuera de línea
Cipriani et al.	80%-96%	6	8	MAV	k-NN	Tiempo real

Richard et al.	94%-95%	15	4	RMS, VAR WL	Bayesiano, k-NN	Fuera de línea
----------------	---------	----	---	----------------	--------------------	----------------

Tabla 4 Comparación de resultados de estudios varios. Fuente (C. A. Quinayás-Burgos, 2015).

El vector se creó mediante una serie de listas que recuperan el valor de cada una de las fórmulas, mediante un ciclo y funciones propias del lenguaje se añaden los valores de cada una de las muestras, con las cuales se crea un dataset mediante la librería pandas para cada uno de los movimientos estudiados.

Para el caso de todos los entrenamientos realizados, se genera un código general donde se empezó por el importe de librerías necesarias, tras ello se realiza la lectura de los dataset creados para cada uno de los movimientos, se crea un nuevo dataframe donde se concatena cada una de las características del vector (fórmulas descritas en la tabla 3), se crean las etiquetas con cada movimiento a identificar, se dividen los datos donde el 80% corresponden al entrenamiento de los modelos y el 20%, se realiza una escala de los datos y se procede al entrenamiento de cada modelo. Para la evaluación de cada modelo, se miden las métricas de Exactitud, recall y F1 score y, por último, se realiza la creación de la matriz de confusión.

Para la regresión logística, funciona bajo la creación de una ecuación lineal que evalúa si la condición establecida se considera un cero (no pertenece) o un uno (pertenece) se delimito el número de iteraciones de modelo a mil y se realizó bajo el modelo ‘one vs rest’, donde se evalúa cada una de las etiquetas con respecto a las otras.

Para el caso del entrenamiento k-NN cada instancia del dataset se representa como un punto en el espacio de características de n dimensiones, el propio modelo genera cálculos de distancia entre los puntos. El parámetro k es el único a ajustar donde valores pequeños (1,2) son sensibles al ruido y valores altos generan una reducción en la precisión, por ello se realizó el entrenamiento delimitando el factor k a 5.

En el caso del árbol de decisión, se genera una raíz que corresponde a la característica que divida mejor los datos y se empieza a dividir en nodos según subconjuntos donde para el caso puntual se determinó que el modelo de entrenamiento parase cuando los datos se considerasen pocos para definirse, en el código se estableció una semilla con el fin de generar el mismo árbol siempre y cuando los datos de entrada fuesen los mismos.

En materia de la máquina de soporte vectorial, este modelo funciona determinando un hiperplano utilizando funciones del kernel, que separe las clases en un espacio de características ajustando clasificaciones de manera lineal o no lineal. En el código se dejó determinar por defecto la base radial de kernel y se ajustó un parámetro de semilla fija para mantener estables los resultados de los modelos.

Por último, para el caso de las redes neuronales, se genera un entrenamiento de tipo secuencial donde una pila lineal de capas tiene una conexión directa con la siguiente, se añade una densidad de capa de 64 neuronas, se especifica el número de características (del vector) para la primera capa de la red y se introducen funciones para introducir no linealidades, se ajustan el número de salidas en la capa final a 7 correspondiente a los movimientos, se especifica la exactitud como métrica de evaluación por último se ajusta el número de ciclos

de entrenamiento. En el caso de redes neuronales con relevancia, se generan factores de escalamiento con el fin de determinar la relevancia de cada peso de la red en la capa de entrada.

Debido a los resultados obtenidos basados en el primer vector de características recopilados en las tablas 10 y 11 se optó por múltiples soluciones, que incluyen el aumento en los datos, generación de un nuevo un vector de evaluación de datos más específico o en última instancia el aumento de canales de adquisición. De ello se inició realizando un aumento en los datos, sin embargo, no resulto en un mejoramiento en los entrenamientos, resultando en matrices muy similares a las ya presentadas en las tablas ya mencionadas. Posteriormente, se decidió ahondar en un aumento de características del vector que describiera de manera más específica la señal EMG, para ello se agregaron al vector las fórmulas recopiladas en la tabla 5.

Nombre	Abreviación	Fórmula
Diferencia absoluta del valor medio	DAMV	$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - mean(x)) $
Diferencia absoluta del valor de desviación estándar	DASDV	$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X(i+1) - x(i))^2}$
Valor absoluto integrado	IAV	$IAV = \int_{t_{inicio}}^{t_{fin}} x(t) dt$
Longitud de forma de onda	WL	$WL = \sum_{i=1}^N (X(i+1) - x(i))$

Tabla 5 Fórmulas de reevaluación de vector de componentes. Fuente: Autor.

Donde la DAMV busca cuantificar la variabilidad promedio proporcionando información sobre la dispersión de los datos. El DASDV da información acerca de la variabilidad y tasa de cambio a lo largo de un tiempo determinado, indicando cambios rápidos y frecuentes en amplitud (intensidad). El IAV presenta la cantidad de actividad total. Por último, la WL mide la suma de diferencias absolutas proporcionando complejidad y variabilidad de la señal estudiada.

De igual modo al estudio precedente del vector de tres características, se crea un vector que en este caso se compone de siete de características, donde de manera similar se realiza el mismo procedimiento ya descrito.

Como resultado general de la etapa se busca que mediante el entrenamiento de modelos de machine learning, se logre tener una matriz de confusión que logre confirmar la identificación de patrones en los movimientos seleccionados.

3.2 Control

Iniciando la etapa del diseño de la etapa de control, se optó por el uso de motores dc micro metal gearmotor 5:1 de (Pololu, 2024), que ya posee un encoder para los estudios posteriores. Se opta por el uso de seis motores, uno por cada dedo y dos al dedo pulgar, siguiendo directrices de diseño de prótesis electromecánicas generales. Si bien durante los procesos de identificación no se logra la distinción de movimiento particular de todos los dedos, se busca que cumpla con la función de cierre y apertura.

Para ello se inició determinando las características eléctricas, en concordancia con la ilustración 2 (resistencia e inductancia) de cada uno de los motores. Dichas mediciones se realizaron con el uso de un LCR. Se determinó, condicionado por el futuro uso de baterías de 7.4 voltios, el tiempo de respuesta a una señal impulso entregada al 63% (Giraldo, 2021) y la corriente en funcionamiento. Por último, la velocidad angular en rad/s basada en los datos del fabricante entregados en rpm (Pololu, 2024).

Cabe aclarar que si bien generalmente la corriente de arranque (I_a) se considera un factor fundamental, se decidió asumir nula debido a que no se utilizó carga para su medición de las variables eléctricas. Posteriormente se determinaron los valores correspondientes al torque (T_m), momento de inercia (J), coeficiente de fricción (B) y los valores de relaciones (K_a , K_m).

Posteriormente mediante un programa realizado en Matlab, en donde primero se ajustan las variables registradas mencionadas antes, además de especificar el voltaje de operación, se realizaron las relaciones correspondientes para establecer funciones de transferencia haciendo uso de la función “*tf*” de Matlab. Para el caso correspondiente se optó por determinar la función correspondiente a la velocidad angular y la posición. Una vez obtenida la FT se evaluó mediante un diagrama de polos y ceros obtenido mediante la función “*pzmap*” de Matlab la correspondencia de estabilidad del sistema.

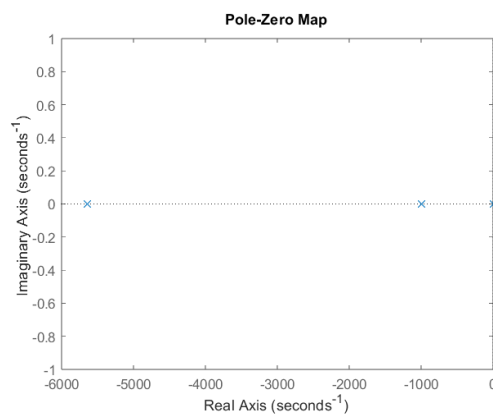


Ilustración 10 polos y ceros. Fuente Autor

Debido a la poca variabilidad del sistema encontrándose los polos en el eje real y considerando dicho sistema sobre amortiguado, por lo que se espera una respuesta algo lenta pero estable en todo caso.

Por los resultados, ilustración 10, se concluyó que, si existe una FT en términos de posición que generen una estabilidad, de igual manera al estar los polos alejados del eje imaginario, se trata de un sistema amortiguado, como conclusión general se considera los sistemas de FT como controlables.

La ilustración 11 presenta un sistema de comprobación realizado en Simulink donde se somete los datos hallados mediante la función de transferencia, con respecto a los datos basados en las variables determinadas en las tablas 15 y 16, para la comparación se utilizaron las funciones de transferencia relativas a la corriente, a la velocidad angular y, como integral de la misma, a la de posición, estos datos se someten a una entrada impulso.

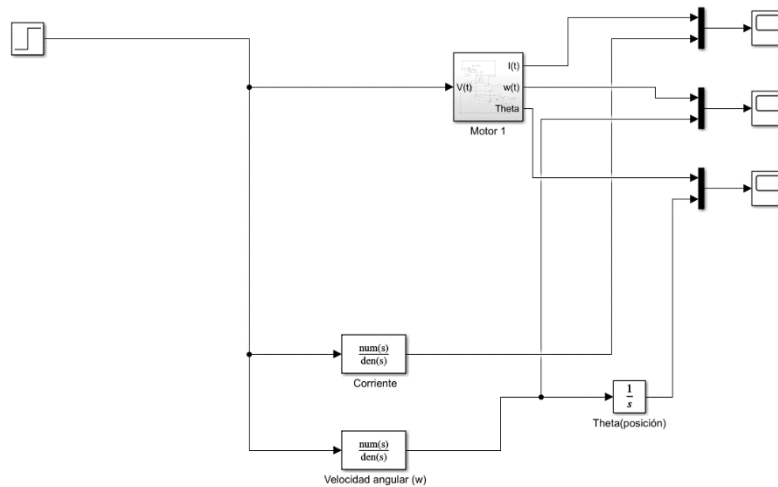


Ilustración 11 Modelo de comparación de datos obtenidos con FT. Fuente: Autor

En la ilustración 11 se detalla el bloque correspondiente a las variables de la tabla 10 y 11, donde se vinculó las variables del bloque a las ya determinadas en Matlab.

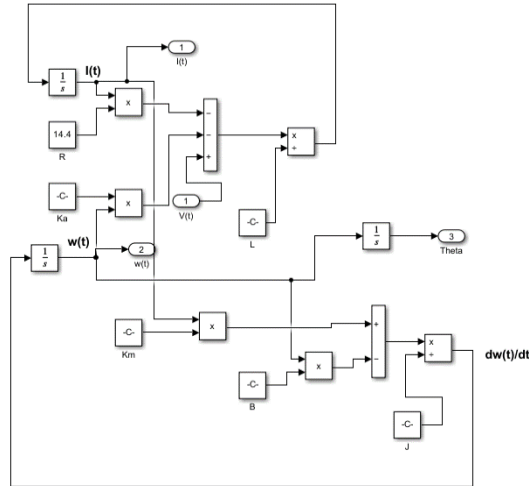


Ilustración 12 Modelo de obtención de dato. Fuente: Autor

Se espera como resultado de la FT de velocidad angular que según (Pololu, 2024) las rpm del motor usado son 6800rpm en trabajo a 12v, por lo que considerando el uso a 7.4v con fines de uso de una batería externa, se calcularon 4193.3 rpm que equivale, considerando linealidad de rpm a rad/s, a 439.12 rad/s, se reflejen en las mediciones mediante el scope de Simulink.

3.2.1 Acciones de control.

Posterior a la determinación de las FT, se procedió a realizar las acciones de control, donde se consideró que se realizaría por medio de un PID, con el fin de controlar la posición del motor. En principio se hizo uso de la herramienta de Matlab para diseño de PID, en caso de no obtener buenos resultados se optaría por realizar ajustes manuales para determinar un PID acorde a las necesidades propuestas.

Se buscó delimitar el PID de modo que a pesar de no alcanzar la máxima velocidad se limitase en gasto de energía (P) representado por el sobrepico y lograrse una estabilidad ajustando el error lo más bajo posible, de igual modo se optó por tender a un control D a cero debido a la alta probabilidad de inestabilidad, bajando un sobre ajuste por el cual el sistema entrase en oscilación.

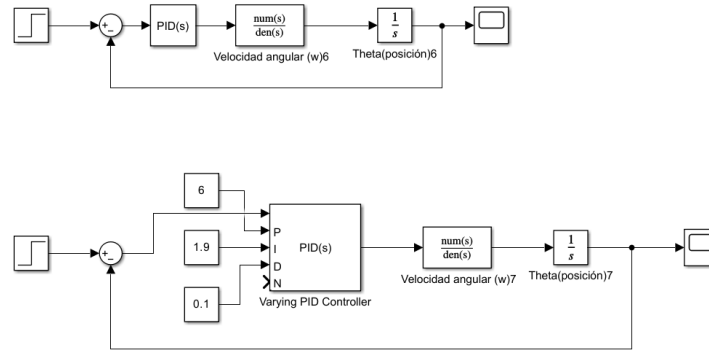


Ilustración 13 Modelos de bloques de PID. Fuente: Autor.

En la ilustración 13 se ve el diseño del sistema de control, donde el primer bloque refiere a la herramienta automática de Matlab, mientras que el segundo refiere al sistema de control diseñado por los autores.

Una vez determinados los valores de PID a utilizar, se realizó un código en Arduino con el fin de determinar en pruebas reales el funcionamiento del mismo. En principio se ajusta una variable para guardar la posición actual en la que se encuentran los motores, se declaran los pines correspondientes a los encoders y puente h, se declaran las constantes del PID y la resolución del encoder, se delimita la velocidad máxima alcanzada por los motores. Posterior a ello se declaran las variables correspondientes a los motores como salidas y los de encoders como entradas que de igual forma se les adjunta una interrupción cada vez que exista un cambio en los encoders. En la ejecución principal se convierte la entrada del monitor serial en número entero, esta parte del código se realizó con el fin de fungir a modo de interfaz para control de movimientos específicos de los motores, posteriormente se realiza un switch con los posibles casos y posiciones donde se ajusta según la orden recibida, tras ello se ajusta la velocidad y se hace llamado a la función de control PID, la cual calcula la diferencia de error y aplica la contribuciones PID ajustando la salida a la deseada. Por último, se actualiza el estado de los encoders para determinar si la posición corresponde a la deseada.

Como resultado de las acciones de control se busca que los motores lleguen al ángulo deseado logrando la estabilidad, de igual manera y en lo posible evitar que el sobrepico generado sea lo más bajo posible.

3.3 Diseño de la prótesis

Para el caso del diseño de la prótesis, se siguieron directrices propuestas por (P4H Bionics, 2024), los cuales están diseñados en Fusion 3d. En ellos se presentan modelos varios basados en hilos o engranajes, donde para el caso del control de dichas prótesis se acostumbra el uso de servomotores y se suelen manejar de forma algo más directa, por lo cual se buscó la realización de diseños que cumplieren la característica de ajustarse al control mediante motores dc.

En principio se diseñó e implemento el modelo de un dedo, con el fin de poder determinar el control PID de cada motor.

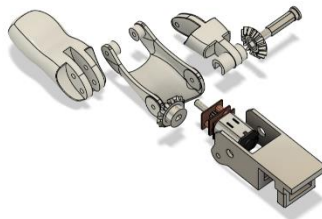


Ilustración 14 Partes de dedo. Fuente: Autores

El dedo de la ilustración 14, se compone de dos piñones de dimensiones 1:1, una tuerca que permite el movimiento de los piñones, una base en la que se aloja el motor, el cual también se diseñó un modelo en 3d con el fin de diseñar a medida, con la cual se busca limitar el movimiento del mismo causado por vibraciones, y tres piezas que replican el movimiento de apertura y cierre del mismo.

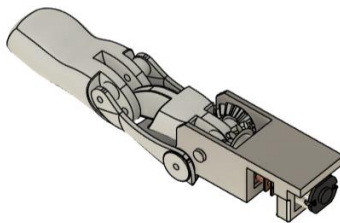


Ilustración 15 Diseño de dedo. Fuente: Autor

Para el diseño de resto de los dedos se optó por la réplica del mismo dedo de la ilustración 15, donde en el futuro diseño de la palma se ajustase la hendidura de encaje con el fin de ajustarlo al tamaño real de una mano.

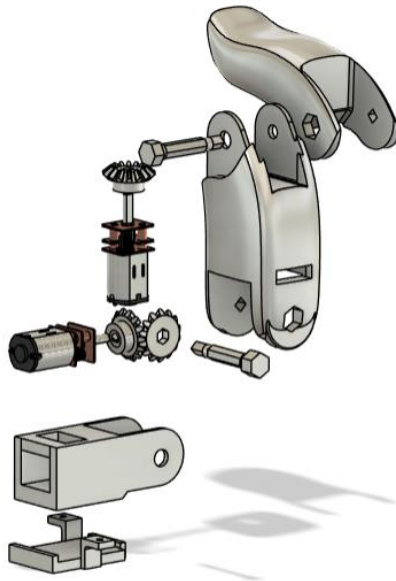


Ilustración 16 Dedo pulgar. Fuente: Autores

Con el caso del dedo pulgar, debido a la complejidad de la réplica del movimiento rotacional del mismo, se ajustó el diseño con el fin de apertura y cierre en dos movimientos, por lo que se contó con el uso de dos motores. De igual manera que el resto de los dedos se tuvo la necesidad de agujerear parte del mismo con el fin de reducir peso.

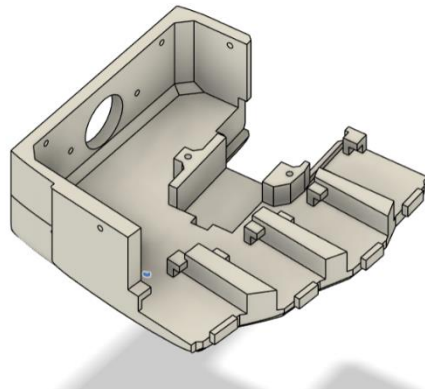


Ilustración 17 Diseño de palma. Fuente: Autores

La palma de la mano se diseñó con cierta curvatura en la sección de los dedos con el fin de replicar el posicionamiento de los mismos sin requerir diseñar cada dedo por dimensionalidad, se dejaron series de muescas con el fin de acoplar cada dedo evitando el desplazamiento del mismo que no fuese deseado, de igual forma se dejó un agujero en la parte trasera del mismo para el ajuste de los cables en la mano.

Posteriormente se realizó el ajuste de los dedos en la palma a modo de prueba preliminar y como paso previo a adjuntar el dorso de la misma.

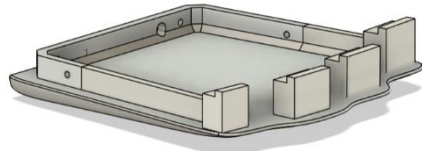


Ilustración 18 Dorso de la mano. Fuente: Autores

Se Diseñó el dorso Con el fin de ocultar los cables y dar un cierre hermético a la prótesis en sí, además de generar estabilidad a los dedos para lo cual se diseñaron surcos que terminaran de ajustar por completo el motor.

Tiempos de impresión por elementos	
Piñones	53 minutos
Dorso	371 minutos
Dedo (general)(individual)	236 minutos
Dedo pulgar	398 minutos
Palma	523 minutos

Tabla 6 Tiempos de impresión 3d. Fuente: Autor.

En términos de tiempos de impresión se recopilaron a lo largo de la tabla 23 donde se registró los distintos procesos de impresión, como los piñones aparte para evitar solapamientos con otras piezas más grandes. La impresión se busca realizarse en una impresora Creality Ender 5 plus (Creality, 2024).

Como resultado se espera obtener el esqueleto de una mano diseñada en Fusion 3D que permita la réplica de movimientos característicos de la mano.

3.4 Etapa final

Para el caso de la etapa final se realizó la articulación de las partes, donde se obtiene la señal en tiempo real del usuario, se realiza el procesamiento en Python usando el modelo final funcional y tras ello se realiza la réplica en la prótesis.

Para la ejecución del programa completo se realiza la conexión serial al microcontrolador, se realiza luego la adquisición y generación del vector de características, se carga el modelo previamente entrenado, y se realiza la identificación del movimiento, el cual es enviado nuevamente al microcontrolador para la replicación del movimiento con un switch según lo recibido.

De igual manera se realizó la implementación de una interfaz gráfica que permita la generación de movimientos por medio de comandos con el fin de generar métodos de movimientos alternativos al de la adquisición y procesamiento de señales.

Como resultado se busca que la mano diseñada y controlada replique los movimientos realizados por el usuario y responda adecuadamente a los movimientos predeterminados mediante la interfaz diseñada.

4. Resultados

4.1 Obtención y discriminación de señales.

4.1.1 Adquisición de la señal

Como primer resultado referente a la adquisición se obtuvo la señal EMG por medio de la herramienta “*Serial plotter*” de Arduino, ilustración 19, en este primer resultado se buscó de igual forma poder ver si era posible la identificación de movimientos a simple vista, de lo cual se concluyó que si bien existen diferencias perceptibles, si es necesaria la realización de un estudio en mayor detalle.

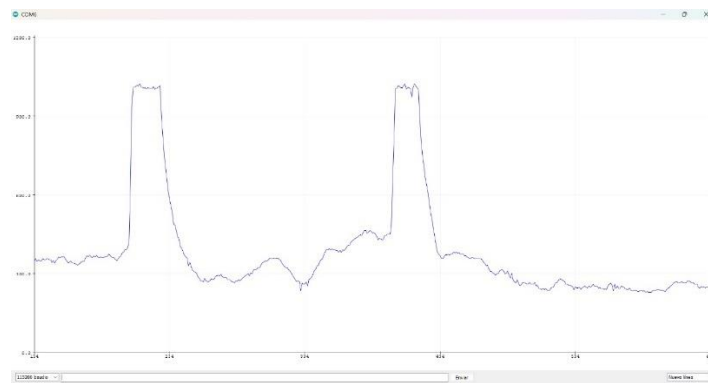


Ilustración 19 serial plotter adquisición EMG. Fuente: Autor.

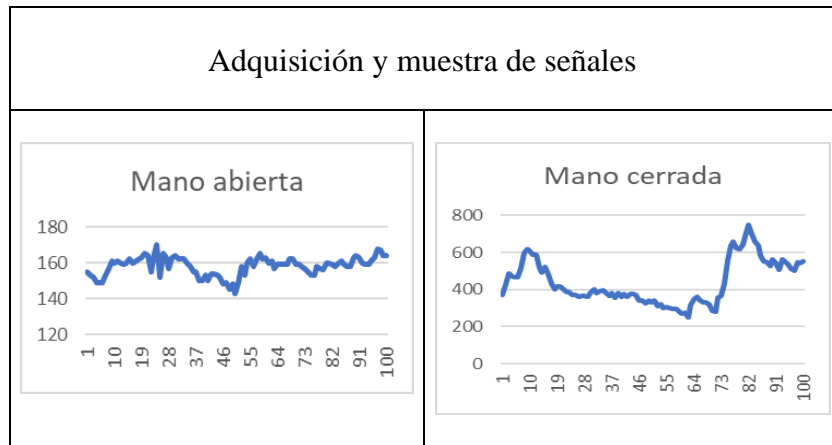




Tabla 7 Adquisición y muestra particular de señales. Fuente: Autor.

En la tabla 7 se generaron muestras de cada movimiento ya adquiridas, donde se busca identificar la existencia de un factor diferenciador basado en la intensidad según cada movimiento. Como se observa la mano abierta es la que menor intensidad de señal genera, por su lado la intensidad en los movimientos de la mano cerrada y pinza es alta y se mantiene en el tiempo, siendo la de la mano cerrada algo más alta. En los movimientos de los dedos se ve un aumento de alta intensidad durante un breve periodo y el resto de la señal de manera estable, donde el que mayor intensidad es el dedo corazón, seguido del índice, el anular y por último el pulgar.

4.1.2 Entrenamiento de modelos de machine learning

En principio y una vez los datos fueron adquiridos se busca la identificación de datos utópicos que entorpeciesen el estudio, como resultado se obtuvo una serie de tablas de Excel que permitían el filtro y registro de datos a fin de realizar una normalización los mismos.

MAV_total	VAR_total	RMS_total
459.4901961	214123.2277	460.4606176
459.4059406	214243.36	460.5671923
464.5895522	218875.2406	466.0920974
480.0891089	233575.79	480.8982828
494.950495	249147.74	496.6698407
480.009901	234402.73	481.7488048
476.0792079	230359.14	477.5754982
465.7623762	221960.86	468.7891079
500.8118812	254667.58	502.1415326
469.990099	224480.93	471.4428349
473.8545455	227660.7156	474.9642857
488.2673267	242421.55	489.9197247
478.2277228	231971.03	479.2434529
496.5643564	250342.83	497.8596068
489.8514851	243511.01	491.019358

Ilustración 20 Tabla de discriminación de datos utópicos. Fuente: Autor

	MAV	VAR	RMS
Abierta	159.39	29914.05	162.93
Cerrada	374.06	171034.9	402.17
Índice	407.23	186787.4	418.39
Corazón	386.71	180639.5	416.59
Anular	447.26	233375.128	474.66
pulgar	351.03	136245.885	359.059
pinza	364.03	152338.6	384.39

Tabla 8 Resultados promedio parciales. Fuente: Autor

La tabla 8 evalúa según el promedio de cada uno de los valores (MAV, VAR, RMS) de cada dataset (series de datos de cada movimiento), con el fin de identificar si existe una correspondencia con los datos adquiridos y una diferencia significativa en cada movimiento. Por lo que se puede evaluar en la tabla se llegó a la conclusión de que correspondiente a los datos se puede realizar un entrenamiento preliminar para evaluar los datos sometidos a series de modelos distintos, desde supervisados como no supervisados.

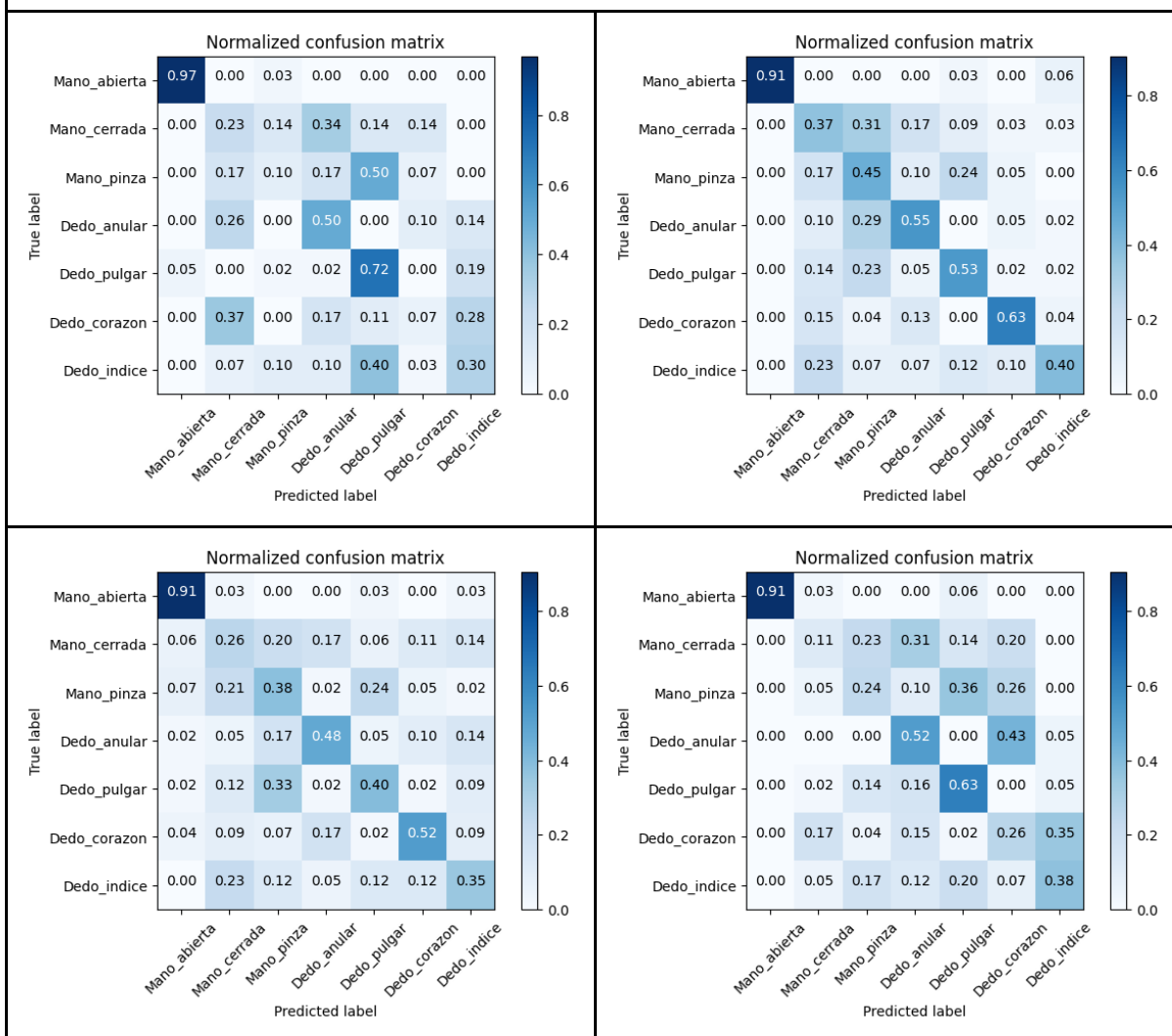
A lo largo de la tabla 7 se ve la evaluación de los distintos modelos de entrenamiento. Donde cada modelo se sometió a las métricas de evaluación Exactitud, recall y F1 score. Donde la exactitud permite la evaluación de la proporción de predicciones correctas (positivas y negativas) respecto al total de predicciones realizadas. El recall representa la cantidad de predicciones positivas correctamente identificadas por el modelo respecto al total de ejemplos positivos reales. Por último, el F1 score representa la media armónica entre la precisión, permite identificar los positivos y distinguir los falsos positivos.

índice	corazón	pulgar	anular	pinza	Cerrada	Abierta	Exactitud	Movimiento
0.31	0.19	0.40	0.40	0.27	0.17	0.94	Exactitud	Modelo de entrenamiento
0.30	0.07	0.72	0.50	0.10	0.23	0.97	Recall	
0.30	0.10	0.51	0.44	0.14	0.20	0.95	F1 Score	
0.70	0.74	0.55	0.52	0.33	0.28	1	Exactitud	
0.40	0.63	0.53	0.55	0.45	0.37	0.91	Recall	
0.51	0.68	0.54	0.54	0.38	0.32	0.95	F1 Score	
0.40	0.60	0.45	0.53	0.31	0.23	0.76	Exactitud	
0.35	0.52	0.40	0.48	0.38	0.26	0.91	Recall	
0.37	0.56	0.42	0.5	0.34	0.24	0.83	F1 Score	
0.43	0.24	0.47	0.39	0.30	0.22	1	Exactitud	
0.38	0.26	0.63	0.52	0.24	0.11	0.91	Recall	
0.40	0.25	0.53	0.45	0.27	0.15	0.95	F1 Score	
0.63	0.83	0.56	0.80	0.34	0.41	1	Exactitud	
0.55	0.65	0.70	0.67	0.38	0.51	0.91	Recall	
0.68	0.73	0.62	0.73	0.36	0.46	0.95	F1 Score	
0.81	0.55	0.47	0.61	0.63	0.55	0.70	Exactitud	
0.90	0.62	0.46	0.51	0.55	0.67	0.66	Recall	
0.85	0.58	0.47	0.56	0.58	0.61	0.68	F1 Score	

Tabla 9 Métricas de evaluación por modelo de entrenamiento. Fuente: Autor

Como se logra evidenciar en los resultados de la tabla 7, todos los modelos lograron identificar adecuadamente la mano abierta, sin embargo, el resto de movimientos parecen ser difusos, donde la gran mayoría de resultados no superan el 50% en la identificación de movimiento. De igual manera se puede visualizar que el modelo que funciona más adecuadamente es el de red neuronal.

Matriz de confusión por modelo de entrenamiento



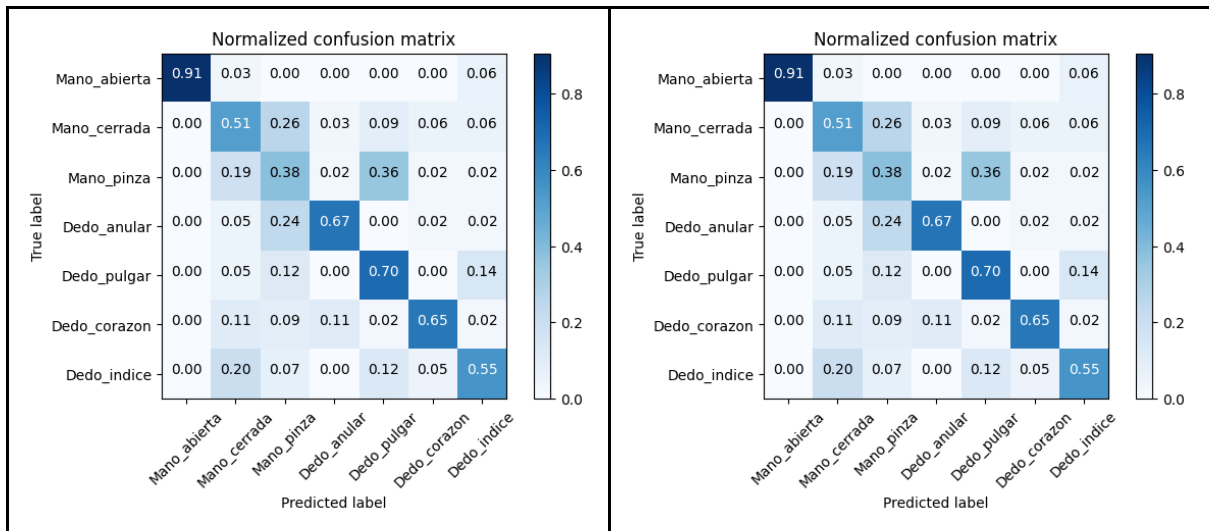


Tabla 10 Matrices de confusión de cada entrenamiento. Fuente: Autor

En términos de las matrices, los modelos de árbol de decisión, la red neuronal, y la red neuronal con relevancia, se logra identificar la diagonal correspondiente a modelos efectivos, sin embargo, en la evaluación constante no logran ser lo suficientemente aceptables.

Si bien se consigue percibir la diagonal mayor de la matriz de confusión, es claro que no se considero que existiese una relación lo suficientemente relevante para la diferenciación de movimientos, aunque si se logro comprobar su posibilidad. Por ello se optó por la realización de un nuevo vector que permitiera una mayor especificidad en la discriminación de las señales y con ello los movimientos.

Al igual que en con el vector posterior, se obtuvo una tabla en Excel que permitía la filtrado de los datos y la posterior normalización de los datos registrados en la ilustración 21.

MAV_total	VAR_total	RMS_total	Wav_Leng	Dasdv	Damv	iav	Mano_pinza
459.4901961	214123.2277	460.4606176	2081	26.96624219	24.33294887	46868	Mano pinza
459.4059406	214243.36	460.5671923	2165	27.54650613	26.98853054	46400	Mano pinza
464.5895522	218875.2406	466.0920974	3135	30.75796859	27.81799955	62255	Mano pinza
480.0891089	233575.79	480.8982828	2030	24.94153163	22.07763945	48489	Mano pinza
494.950495	249147.74	496.6698407	2192	27.54632462	33.94412313	49990	Mano pinza
480.009901	234402.73	481.7488048	2316	29.454711	30.96088619	48481	Mano pinza
476.0792079	230359.14	477.5754982	2572	31.19839739	31.16596412	48084	Mano pinza
465.7623762	221960.86	468.7891079	2310	29.02619507	41.44613273	47042	Mano pinza
500.8118812	254667.58	502.1415326	2647	31.8400691	30.97951181	50582	Mano pinza
469.990099	224480.93	471.4428349	2366	31.4626763	30.3268307	47469	Mano pinza
473.8545455	227660.7156	474.9642857	2564	29.74386067	25.10115702	52124	Mano pinza
488.2673267	242421.55	489.9197247	2565	32.44518454	30.78737379	49315	Mano pinza
478.2277228	231971.03	479.2434529	1776	22.61990274	25.23811391	48301	Mano pinza
496.5643564	250342.83	497.8596068	2298	30.03298187	29.06499363	50153	Mano pinza
489.8514851	243511.01	491.019358	2150	27.07249527	27.41946868	49475	Mano pinza

Ilustración 21 Tabla Excel segundo vector de características. Fuente: Autor.

	MAV	RMS	VAR	DASDV	DAMV	WL	IAV
Abierta	325.62	326.96	122123	14.10	15.62	1094.3	32977
Anular	707.18	813.23	691194	78.09	348.1	4333.33	71638

Pulgar	340.9	344.39	132192	16.97	29.65	1269.76	34551
Cerrada	659.5	703.48	522303	53.38	191.33	3462.25	66799
Índice	476.34	495.28	257071	34.78	103.89	2316.67	48212
Pinza	513.45	515.82	281038	26.24	32.70	2043.09	52034
Corazón	554.54	619.23	395390	59.57	223.48	3458.53	56146

Tabla 11 Reevaluación de promedio. Fuente: Autor

En el caso de los modelos se decidió, trabajar con parámetros similares con el fin de determinar si el aumento en las características del vector era suficientemente relevante para el mejoramiento en la identificación de movimientos.

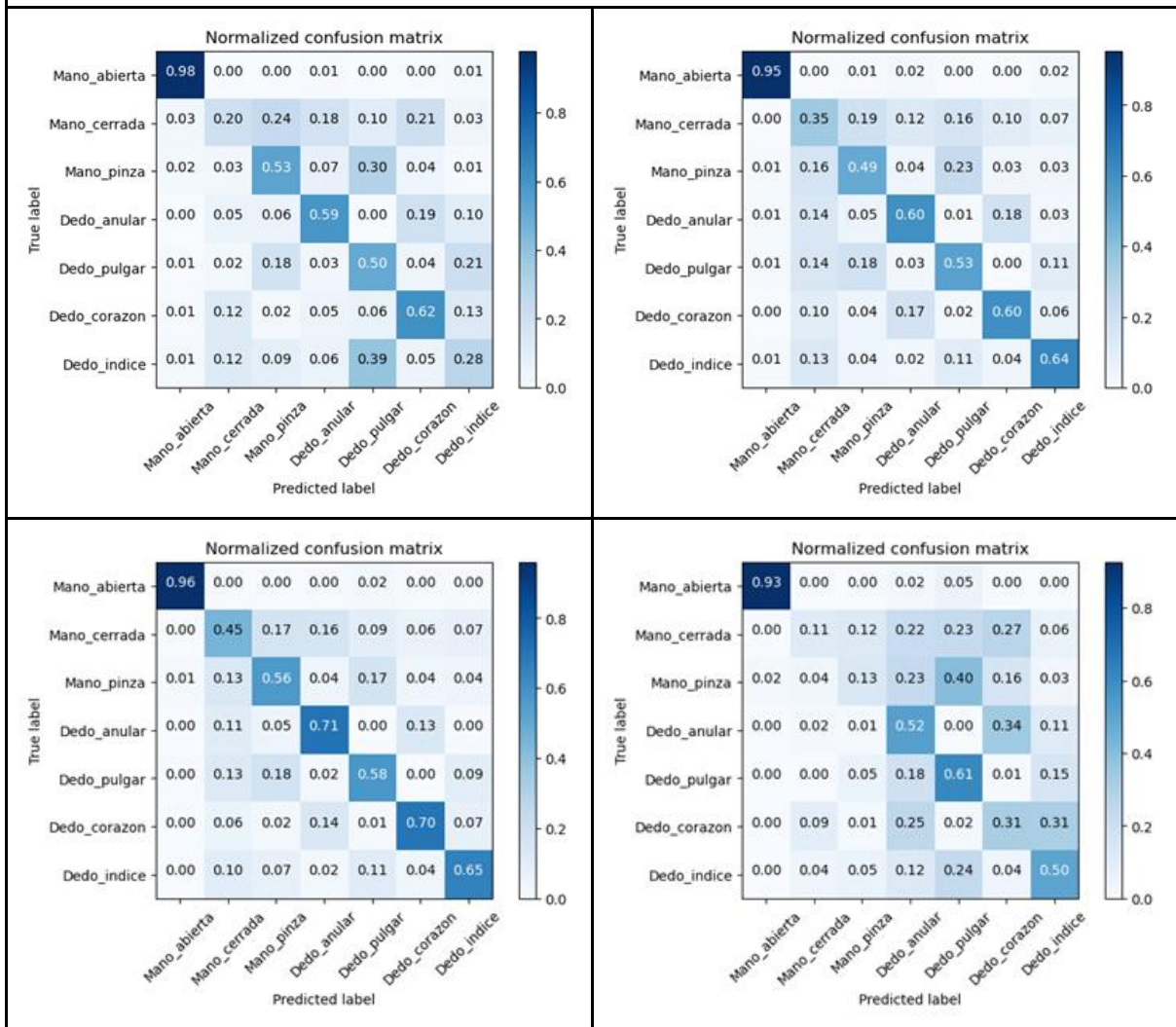
Continuando con el procedimiento se realizan los mismos entrenamientos descritos en la tabla 7, donde de igual manera se evaluaron las métricas de exactitud, recall y f1 score donde los resultados se presentan a lo largo de la tabla 11. A diferencia de la tabla 7, en esta tabla se presenta una mayor porcentaje de éxito donde la mayoría de movimientos presentan un porcentaje mayor al 50%, donde en los modelos de red neuronal y k-NN, existe un aumento de éxito promedio del 70% que según los autores se consideró un porcentaje adecuado para la realización de réplicas de movimiento.

índice	corazón	pulgar	anular	pinza	Cerrada	Abierta				Movimiento
0.37	0.49	0.36	0.57	0.47	0.41	0.92	Regresión logística			Modelo de entrenamiento
0.28	0.62	0.50	0.59	0.53	0.20	0.98	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.32	0.55	0.42	0.58	0.50	0.27	0.95	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.69	0.70	0.57	0.63	0.54	0.50	0.99	Árbol de decisión			
0.65	0.70	0.58	0.71	0.56	0.45	0.96	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.67	0.70	0.58	0.67	0.55	0.47	0.97	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.68	0.60	0.48	0.59	0.49	0.37	0.95	KNN			
0.64	0.60	0.53	0.60	0.49	0.35	0.95	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.66	0.60	0.50	0.59	0.49	0.36	0.95	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.45	0.25	0.38	0.33	0.34	0.41	0.98	SMV			
0.50	0.31	0.61	0.52	0.13	0.11	0.93	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.48	0.28	0.47	0.40	0.19	0.17	0.95	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.63	0.83	0.65	0.76	0.67	0.55	0.97	Red neuronal			
0.70	0.70	0.57	0.77	0.55	0.65	0.97	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.70	0.79	0.60	0.76	0.61	0.60	0.97	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.75	0.71	0.60	0.72	0.59	0.55	0.95	Red neuronal con relevancia			
0.61	0.76	0.64	0.81	0.56	0.67	0.99	Exactitud	Recall	F1 Score	
0.67	0.74	0.62	0.76	0.58	0.58	0.97	Exactitud	Recall	F1 Score	

Tabla 12 Métricas de evaluación por modelo de entrenamiento con segundo vector. Fuente: Autor

De igual manera en la tabla 12 se adjuntan las matrices de confusión correspondientes a cada uno de los modelos probados, donde en casi todos los modelos logra percibirse la diagonal del funcionamiento de los modelos sobre todo en los modelos k-NN, árbol de decisión y redes neuronales.

Matriz de confusión por modelo de entrenamiento



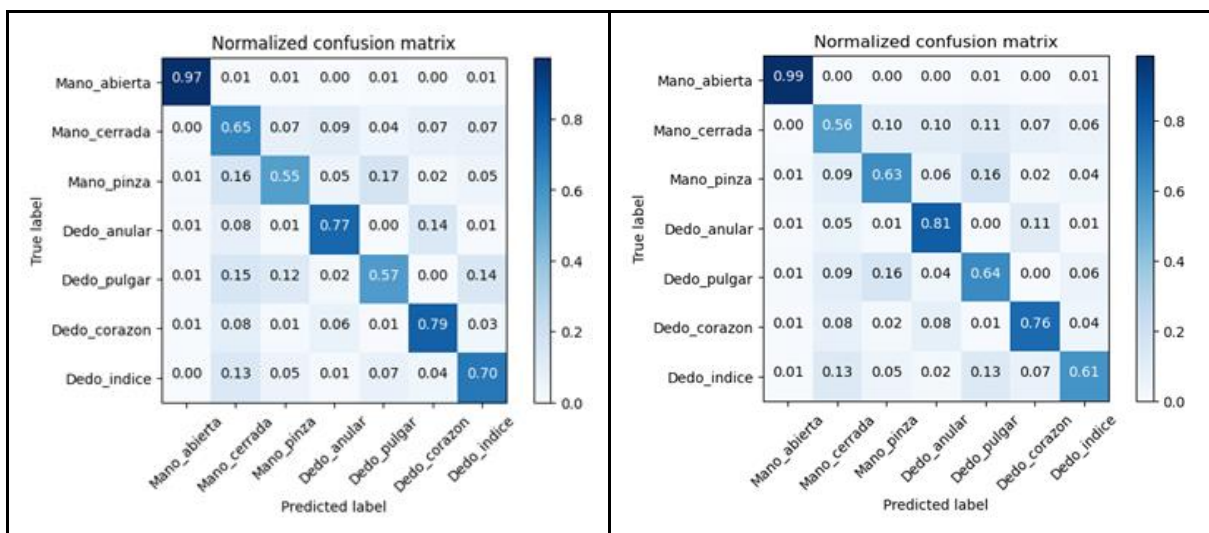


Tabla 13 Matrices de confusión de segundo vector. Fuente: Autor

A partir de ello, se optó por realizar pruebas a tiempo real del funcionamiento de la red neuronal. Para la prueba de modelos a tiempo real, se procedió con el exporte del modelo de ML de mejor resultado a un archivo keras. A partir de ello, se evalúa mediante un nuevo vector correspondiente de igual manera al ya evaluado, comparando así con el modelo y entregando como resultado la predicción deseada.

Independientemente a que se hubiese obtenido un resultado de predicción de alrededor del 70%, cuando se evaluó a tiempo real, se descubrió que el funcionamiento no parecía ser del todo acertado, motivo por el cual a decisión de los autores y basado en los estudios referenciados en la tabla 5, que si bien se podía realizar un método de identificación basado en datos ya procesados, en tiempo real se ve un aumento en los canales de adquisición o una reducción en el número de movimientos a entrenar por lo que se redujeron el número de movimientos a cuatro (mano abierta, mano pinza, dedo anular y dedo índice).

A diferencia de los análisis previos, y como conclusión de los mismos, se realizó el entrenamiento del modelo en redes neuronales ya que este representó el mejor desempeño de los modelos probados. En este caso se realizó el entrenamiento basado en los cuatro dataset y con las mismas consideraciones previas.

Movimiento	Precisión	Recall	F1 score
mano abierta	0.95	0.95	0.95
Mano pinza	0.87	0.86	0.86
Dedo índice	0.99	1.00	1.00
Dedo anular	0.93	0.93	0.93
Promedio general	0.94	0.94	0.93

Tabla 14 Evaluación de métricas para entrenamiento en tiempo real. Fuente: Autor

A lo largo de la tabla 13 se ve como el modelo alcanza una precisión de alrededor del 94%, dato concordante con los de otros estudios recopilados en la tabla 5, de igual modo en la matriz de confusión se logra percibir un muy alto desempeño del modelo en la predicción de movimientos.

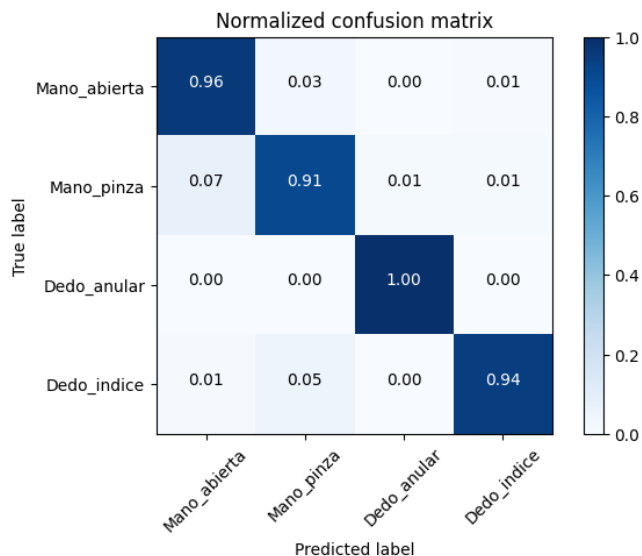


Ilustración 22 Matriz de confusión final. Fuente: Autor

Si bien durante la matriz de confusión puede llegar a asimilarse a un sobreajuste, durante la prueba a tiempo real en donde se busca la predicción de 0-3 clases posibles, como se ve en la ilustración 12, se evaluó comportamiento de predicción. Donde se logró percibir resultados positivos respondiendo correctamente en tiempo real al ingreso de nuevos vectores de características, por lo que se dio por concluida la etapa de adquisición, procesamiento y entrenamiento de señales.

```

1/1 ----- 0s 73ms/step
Predicción (clase): 3, Predicción (etiqueta): Dedo índice
1/1 ----- 0s 44ms/step
Predicción (clase): 0, Predicción (etiqueta): Mano abierta
1/1 ----- 0s 30ms/step
Predicción (clase): 0, Predicción (etiqueta): Mano abierta
1/1 ----- 0s 31ms/step
Predicción (clase): 0, Predicción (etiqueta): Mano abierta
1/1 ----- 0s 38ms/step
Predicción (clase): 0, Predicción (etiqueta): Mano abierta
1/1 ----- 0s 32ms/step
Predicción (clase): 0, Predicción (etiqueta): Mano abierta
1/1 ----- 0s 29ms/step
Predicción (clase): 3, Predicción (etiqueta): Dedo índice

```

Ilustración 23 predicciones en tiempo real. Fuente: Autores

4.2 Control

Como primer resultado se obtuvo los datos relevantes a las variables eléctricas de los motores registrados en la tabla 15.

Motor	Resistencia (Ohm)	inductancia (mH)	Respuesta a impulso (T_m , ms)	I en funcionamiento (A)	Velocidad angular (w , rad/s)
1	14.4	2.23	0.552	0.11	439.12
2	23.2	1.99	0.548	0.11	439.12
3	17.6	2.308	0.7	0.11	439.12
4	18.3	2.37	0.552	0.11	439.12
5	24.8	2.23	0.54	0.11	439.12
6	31.7	2.25	0.548	0.11	439.12

Tabla 15 Propiedades eléctricas de motores. Fuente: Autor

En segunda medida se registraron en la tabla 16 los resultados referentes a las variables mecánicas de los motores.

Motor	K_a	K_m	T_m	$J (*10^{-08})$	$B (*10^{-06})$
1	0.0132	0.0132	0.0015	1.7748	3.317
2	0.011	0.011	0.0012	0.0638	2.7656
3	0.0124	0.0124	0.0014	1.204	3.117
4	0.0123	0.0123	0.0013	1.1098	3.073
5	0.0106	0.0106	0.0012	0.0534	2.6652
6	0.0089	0.0089	0.001	0.0245	2.2322

Tabla 16 Propiedades mecánicas y variables de motores. Fuente: Autor

Para la obtención de las FT se realizaron las relaciones descritas en el marco teórico mediante Matlab, se obtuvo como resultado los datos registrados en la tabla 17, donde se determinó la función correspondiente a velocidad y posición.

motor	FT de velocidad	FT de posición
-------	-----------------	----------------

1	$\frac{0.01324}{3.958e - 11 s^2 + 2.63e - 07 s + 0.0002232}$	$\frac{0.01324}{3.958e - 11 s^3 + 2.63e - 07 s^2 + 0.0002232s}$
2	$\frac{0.01104}{1.27e - 11 s^2 + 1.535e - 07 s + 0.000186}$	$\frac{0.01104}{1.27e - 11 s^3 + 1.535e - 07 s^2 + 0.000186s}$
3	$\frac{0.01244}{2.779e - 11 s^2 + 2.191e - 07 s + 0.0002097}$	$\frac{0.01244}{2.779e - 11 s^3 + 2.191e - 07 s^2 + 0.0002097s}$
4	$\frac{0.01227}{2.63e - 11 s^2 + 2.104e - 07 s + 0.0002067}$	$\frac{0.01227}{2.63e - 11 s^3 + 2.104e - 07 s^2 + 0.0002067s}$
5	$\frac{0.01064}{1.191e - 11 s^2 + 1.384e - 07 s + 0.0001793}$	$\frac{0.01064}{1.191e - 11 s^3 + 1.384e - 07 s^2 + 0.0001793s}$
6	$\frac{0.008911}{5.525e - 12 s^2 + 8.286e - 08 s + 0.0001502}$	$\frac{0.008911}{5.525e - 12 s^3 + 8.286e - 08 s^2 + 0.0001502s}$

Tabla 17 FT de velocidad angular y posición. Fuente: Autor

En la ilustración 24, se encuentra la compilación del sistema propuesto aplicado a los seis motores trabajados, donde posteriormente se encuentran los resultados referentes a la velocidad angular y la posición en las tablas 18 y 19 respectivamente.

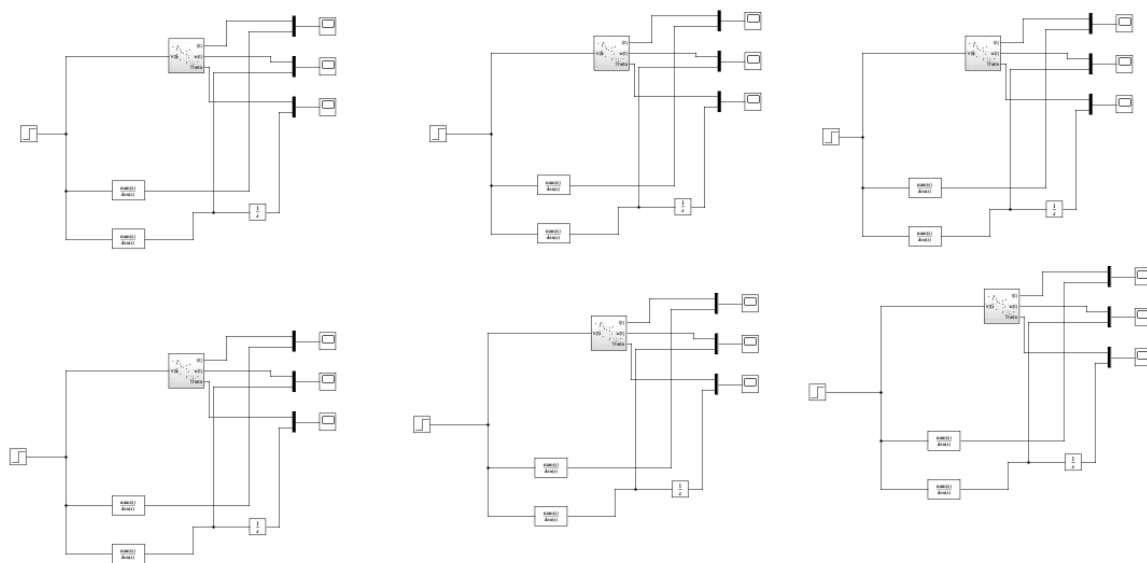


Ilustración 24 bloques de motores conjuntos. Fuente: Autor.

Respuesta FT de velocidad angular

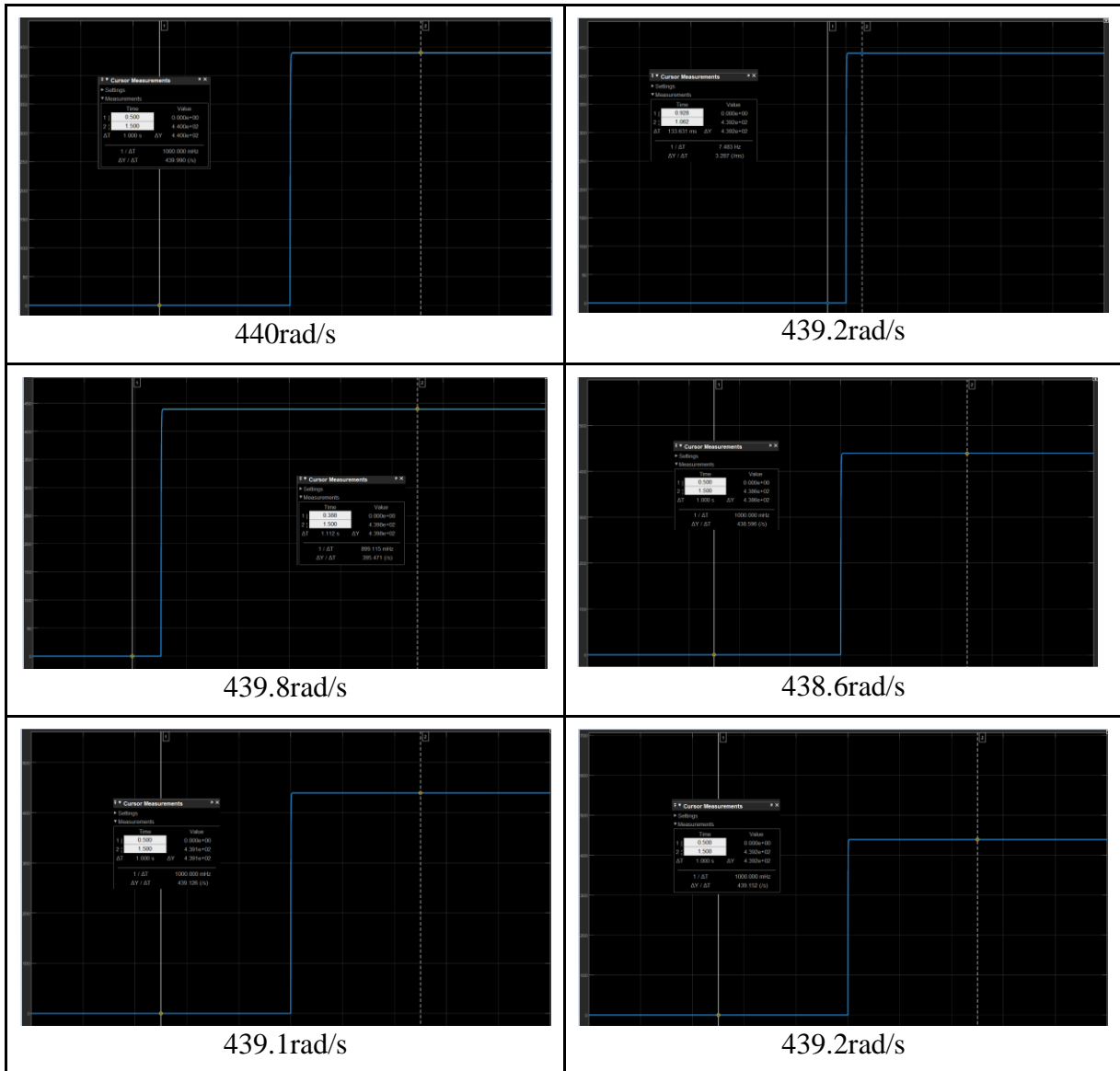
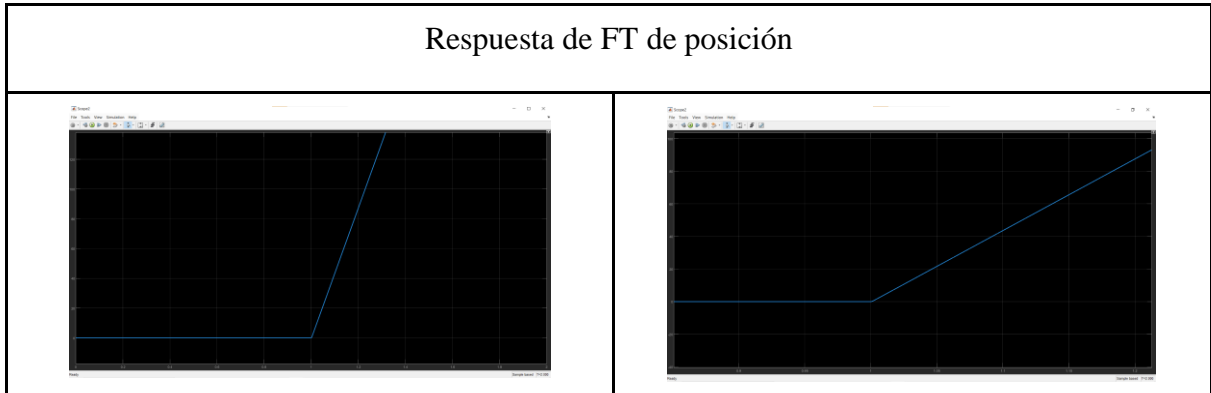


Tabla 18 Respuesta de FT de velocidad angular. Fuente: Autor

Respuesta de FT de posición



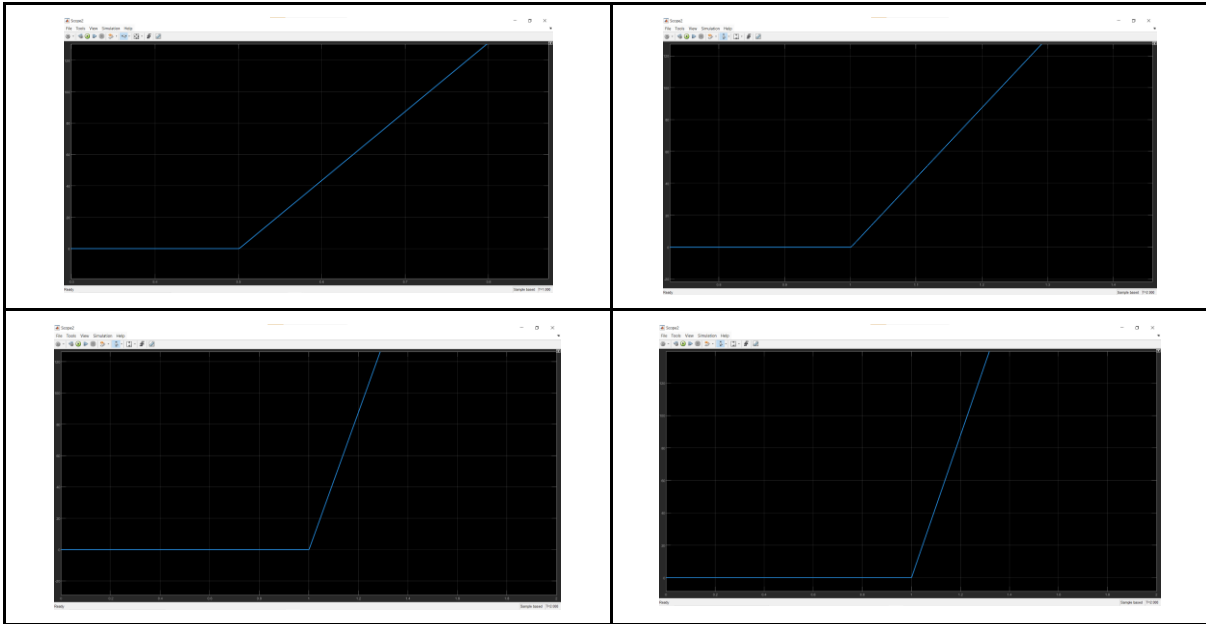


Tabla 19 Respuesta FT de posición. Fuente: Autor

En la tabla 19 se registraron las respuestas correspondientes a las FT de posición, estas están representadas por pendientes. Al ser FT de tercer grado presentan una zona transitoria extensa además de la generación de oscilaciones por lo que la respuesta es más lenta respecto a la velocidad angular, de igual manera se representan variaciones de la respuesta que se ve representada en incrementos de la pendiente resultante.

4.2.1 Acciones de control.

Como resultado de las acciones de control se inicia con la compilación de los distintos modelos de control en los 6 motores, donde posteriormente se registraron en la tabla 20 los resultados obtenidos mediante los PID propuestos por los autores, cabe resaltar que independientemente a los resultados arrojados por la herramienta PID de Matlab se optó por la determinación manual de los mismos por lo que en la prueba con motores reales se generaban periodos de oscilación.

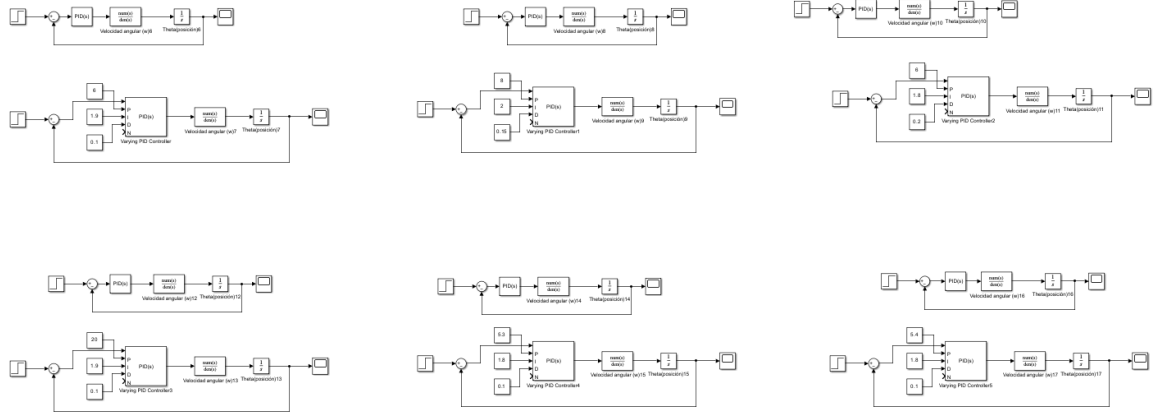
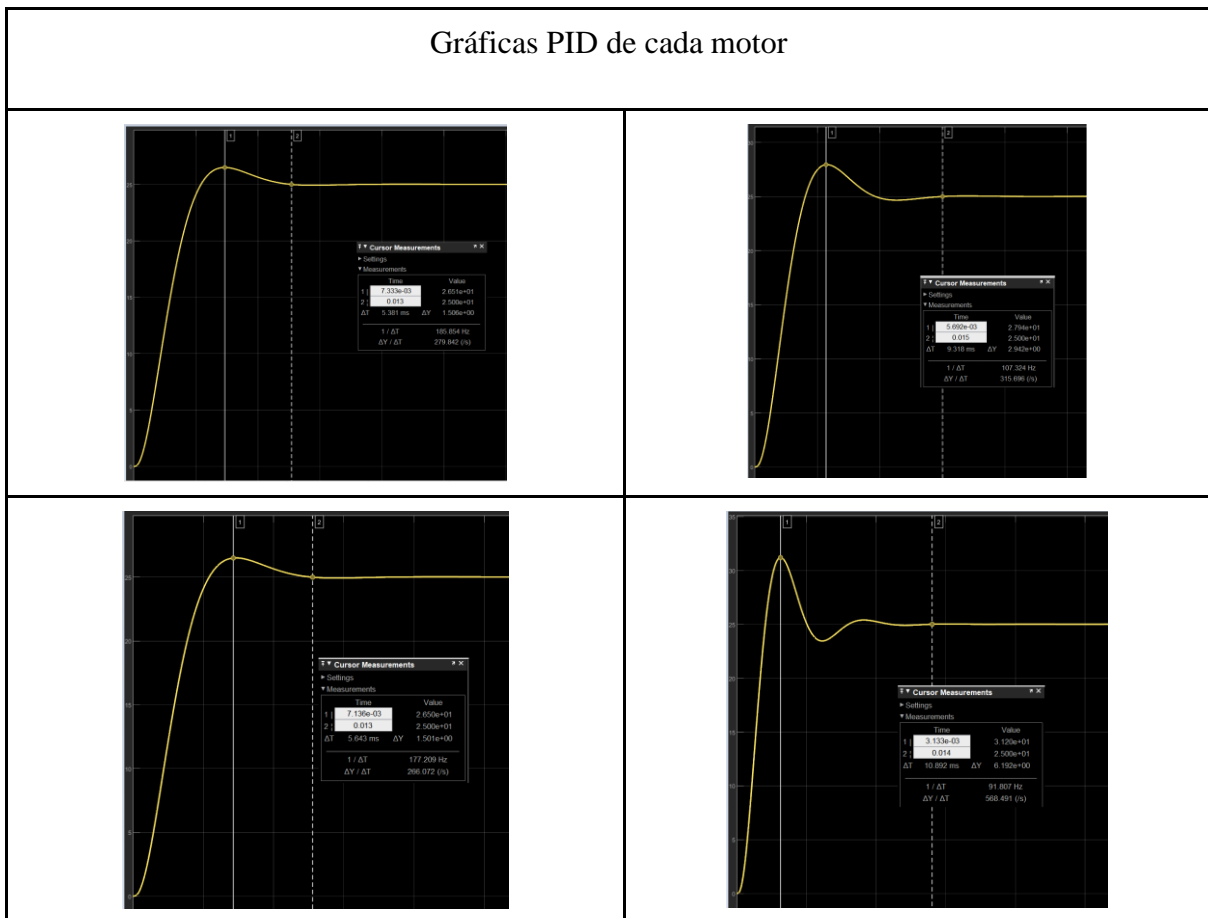


Ilustración 25 Conjunto de bloques de PID. Fuente: Autor.

Gráficas PID de cada motor



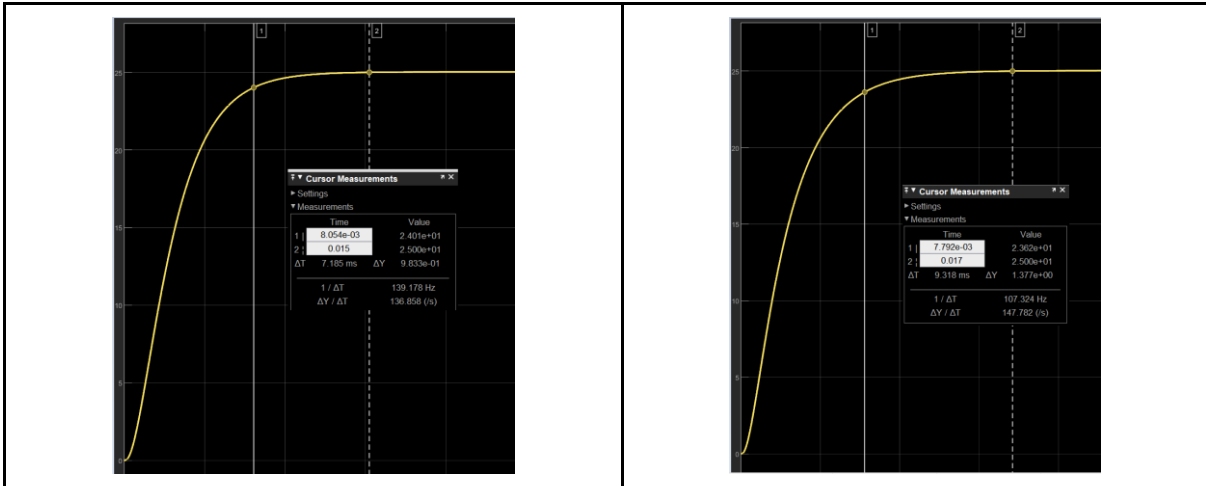


Tabla 20 graficas PID de cada motor. Fuente: Autor

Como respuesta se logró ajustar de manera que se considerara adecuada las acciones de control de los motores, cabe resaltar que las gráficas correspondientes a los motores 2 y 4 presentaron el mayor sobrepico, mientras que los motores 5 y 6 consiguieron una estabilidad anulando del todo el sobrepico y teniendo de igual modo una respuesta veloz, aunque más lenta respecto a los anteriores.

	P	I	D
Motor 1	6	1.9	0.1
Motor 2	8	2	0.15
Motor 3	6	1.8	0.2
Motor 4	20	1.9	0.1
Motor 5	5.3	1.8	0.1
Motor 6	5.4	1.8	0.1

Tabla 21 PID de motores. Fuente: Autor

En la tabla 21 se adjuntan los valores que se optaron por usar, cabe resaltar que dichos valores se obtuvieron mediante prueba y error y mediante su comparación grafica considerándose los resultados obtenidos. Con dichos resultados se da por culminada la etapa relativa a control.

4.3 Diseño de la prótesis

Como resultados de los modelos diseñados en fusión 3D se presentan en las posteriores ilustraciones las impresiones y su implementación junto a los motores.

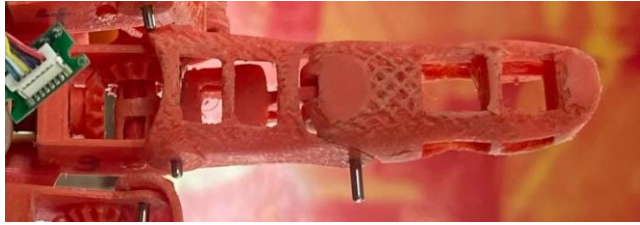


Ilustración 26 Dedo impreso implementado. Fuente: Autor



Ilustración 27 Palma junto con dedos. Fuente: Autor



Ilustración 28 Dorso impreso. Fuente: Autores



Ilustración 29 Mano armada. Fuente: Autor

Una vez impresas las piezas se ensambla la mano como se muestra en la ilustración 23. Con esto se considera la etapa de diseño e implementación de prótesis finalizada.

Para el caso de la implementación real, ilustración 17, debido a la capacidad de generación de fuerza de los motores seleccionados por los autores se tuvo que rediseñar parte del dedo con el fin de reducir el peso del mismo y permitir el movimiento. Para ello se agujeraron partes de la estructura del dedo con la función de extrusión de Fusion con el fin de dejarlos huecos. De igual forma por la calidad de impresión realizada se tuvo que pulir las piezas de modo que permitiesen el movimiento reduciendo al mínimo el rozamiento.

4.4 Etapa final

Como etapa final se presenta adjunto una ilustración de la mano adjunta a las señales. Debido a que mediante la ilustración no se logra percibir la funcionalidad se recomienda la visualización del video demostrativo adjunto en los anexos, de igual manera se adjunta en las tablas 22 y 23, mediciones hechas en osciloscopio de los motores en funcionamiento.

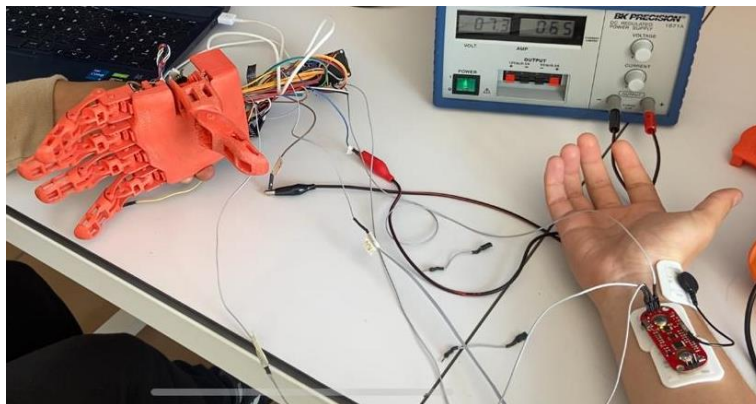


Ilustración 30 Montaje de la mano completa. Fuente: Autor

	Mano cerrada a mano abierta	Mano abierta a dedo índice
Pulgar		
Índice		
Corazón		
Anular		
Meñique		

Tabla 22 Movimiento de dedos en osciloscopio. Fuente: Autor

	Dedo índice a dedo anular
Pulgar	

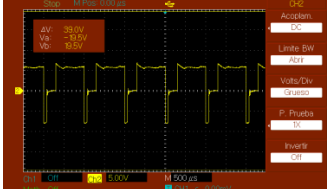
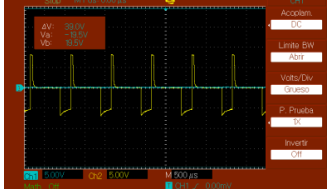
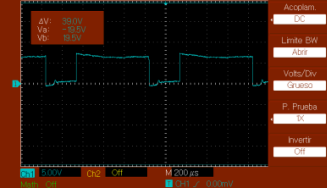
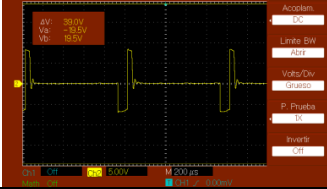
Índice	
Corazón	
Anular	
Meñique	

Tabla 23 movimiento de dedo específico. Fuente: Autor.

De igual manera se diseñó una interfaz con el objetivo de realizar los movimientos sin señales a modo de verificación de movimiento de la prótesis además de ser una herramienta más para el uso de la misma.

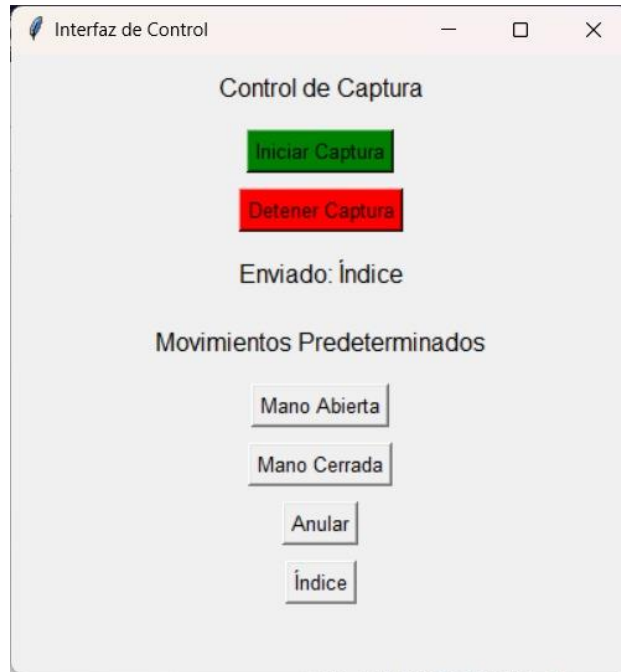


Ilustración 31 Interfaz gráfica. Fuente: Autor.

4.5 Consumo energético

Para la realización de los cálculos de potencia se consideró el consumo de cada motor en operación, la alimentación a los sensores y al microcontrolador utilizado, se adjunta a la siguiente fórmula.

$$P_{total} = 7.4v * 0.250A * 6 + 3.3v * 0.1A * 2 + 5v * 0.2A = 14.61W$$

Donde el voltaje de alimentación correspondiente a motores es de 7.4v con un consumo de 250mA en acción, si bien con respecto a los datos inicialmente medidos en la etapa de control la corriente es mayor, es debido principalmente a la carga que genera el peso de cada dedo, los sensores con una alimentación derivada del esp32 de 3.3va 100mA y la alimentación del esp32 de modo serial de 5v, dando un total de consumo en potencia de 14.61W, que correspondiente a la duración de las baterías utilizadas, lipo de 7.4v, se estima un uso de alrededor de una hora estable.

5. Discusión

Si bien en la finalización de la investigación presente se han cumplido los objetivos, existen ciertos puntos que merecen aclaración y debate, iniciando por los aquellos relacionados a la señal adquirida del cuerpo humano y posteriormente del equipo de adquisición y procesamiento de señales, tras ello la creación de vectores de caracterización, la generación de modelos de entrenamiento, el diseño de sistemas de control, el diseño de prótesis y la integración del proyecto.

En materia de la señal adquirida del cuerpo humano, se logró comprobar que si bien el método utilizado de la adquisición de señales EMG de modo superficial es válido para la adquisición, se requiere tener presente la ubicación de los sensores de medición, pues ligeras variaciones podían causar cambios significativos en el resultado final, de igual modo es de resaltar que indiscutiblemente es recomendable o bien centrarse en un estudio en un área controlada o en usuarios particulares con el fin de no obtener datos que perjudiquen el estudio en general, de igual modo se logró comprobar que diferencias como la pigmentación de la piel en términos de intensidad como se basó este estudio pueden llegar a ser relevantes para el mismo. Con los resultados obtenidos se pudo comprobar los motivos de la determinación de canales de adquisición y cantidad de movimientos identificados de la tabla 5 respecto al procesamiento en línea o fuera de línea, requiriendo para procesamiento en línea un alto nivel de discriminación de movimientos.

En cuanto a la adquisición para el caso del estudio se usó la señal procesada del sensor Myoware con el fin de no inmiscuir datos que puedan entorpecer el estudio, sin embargo, si se logra el uso de la señal envolvente (RAW) de naturaleza AC, se puede llegar a obtener características que permitan un factor positivo en la identificación y diferenciación de movimientos. Por otro lado, en el estudio se realizaron tomas como movimientos de supinación, empero, las señales de pronación en combinación con las de supinación pueden ser un factor más determinante al momento de identificación basado en términos de intensidad de señal por el mayor uso de músculos en dichos movimientos. De igual forma, aunque no menos relevante, si bien la intensidad y su variación es un factor relevante en la identificación de movimientos se considera adecuado en otras investigaciones explorar otros factores como lo son las componentes fundamentales de frecuencia o estudios más completos que abarquen características multidimensionales como tiempo-frecuencia, con lo cual se podría llegar a mejores conclusiones.

Para el entrenamiento de modelos se consideró la red neuronal artificial como el entrenamiento más adecuado debido a la complejidad de la señal estudiada, aunque no se descarta que otros métodos pueden llegar a funcionar con el mismo fin, en cuanto al tipo de método por ser de naturaleza de clasificación se considera adecuado el trabajo mediante el etiquetado de datos. Por otro lado, en términos de número de muestras, si bien un data augmentation pareció no ser relevante, se considera por parte de los autores que una mayor adquisición de muestras podría beneficiar positivamente el resultado obtenido. En cuanto al vector de características seleccionado, si bien funciona para la identificación de

movimientos, es claro que se debe determinar según los movimientos y aunado a los datos de la tabla 1, un vector de características que mejor se ajuste a los resultados deseados ya sea aumentando la dimensión del vector o generando relevancia según la significancia de cada componente aplicado así sea evaluándose visualmente.

En el área de control, se logro identificar que independientemente a que los motores dc si funcionasen para el manejo de la prótesis, no se encontró un factor determinante que permita considerar los motores dc mejor alternativa a los servomotores, sin embargo, si puede llegar a ser relevante, del mismo modo se recomienda el uso de motores orientados al manejo de fuerza y no de velocidad como los utilizados, pues estos generaban varios inconvenientes en los rozamientos de las piezas lo que dificultaba el progreso del estudio. Si bien el estudio teórico de motores dc permite la identificación de patrones de comportamiento de los mismos, es importante tener en consideración su utilización futura para evitar, por el uso de cargas, un distanciamiento relevante de lo obtenido teóricamente, realizando ajustes entre lo real y lo simulado. Por otro lado, en el estudio se optó por el uso de acciones de control basados en PID debido a su popularidad, sin embargo, se recomienda el uso de otros métodos de control como el PI+D para estudios similares al realizado debido a la alta generación de perturbaciones, evitando así la amplificación de las mismas.

En el diseño e implementación de la prótesis se encontró que el diseño planteado cumple con las expectativas de movimiento, para ello se recomienda el uso de prótesis huecas que asimilen los huesos del cuerpo humano con el fin de lograr reducir el peso de manera significativa. Por otro lado, se consideró que si bien el uso de piñones 1:1 es útil, puede llegar a ser interesante el uso de piñones de distintos tamaños con el fin de por un lado realizar un estudio de un sistema de segundo orden basado en la velocidad y con ello también se puede lograr un aumento en la generación de fuerza de la prótesis.

Por último se quiere resaltar que este estudio, independientemente a fallos en procesos, donde a forma de recomendación se sugiere no delimitar los temas de interés de manera del todo independiente, presenta una posible ruta de desarrollo de prótesis donde se abarca desde la adquisición, el procesamiento, el entrenamiento de modelos, la generación de modelos de control, el diseño e implementación de una prótesis hasta un funcionamiento en tiempo real.

6. Conclusiones

Con los resultados finales se pudieron obtener las siguientes conclusiones:

- La cantidad de posibles agentes generadores de ruido, incluido el mismo cuerpo humano y hasta las condiciones medio ambientales, obliga a la obtención y replicación de datos en entornos controlados que permitan reducir lo máximo posible la variabilidad en los datos obtenidos.
- Se considero que a futuros trabajos es indispensable el uso de una metodología que permita una mayor precisión en términos de ubicación de canales, pues se logró percatar que al ser una serie de músculos y no uno único, los datos adquiridos podían llegar a variar significativamente.
- Se determino que si bien una fuente de inspiración para la generación de proyectos de este estilo están orientados generar rutas y/o soluciones a la posible recuperación de individuos en condición de discapacidad se encontraron estudios que buscan la innovación mediante el mejoramiento de la capacidad innata.
- Para conseguir determinar un vector de características que permita la adecuada identificación de movimientos, la gran existencia de métodos estadísticos que permiten el estudio de la señal EMG hacen que la selección de componentes, que pertenecen al vector, sean determinadas por algún método de relevancia, para el caso del estudio se determinó que el promedio de las muestras por componente evaluado de manera visual puede resultar determinante.
- Se logro identificar que modelos de entrenamiento basados en clasificación por métodos de linealidad como la regresión logística resultan ser los menos precisos debido a la complejidad y numero de variables de los datos utilizados por lo cual el uso de capas de clasificación como en el modelo presentado obtienen una mejoría significativa en el procesamiento de datos además de la predicción obtenida reflejada en la diagonal mayor de la matriz de confusión.
- Independientemente a la existencia de herramientas como el generador automático de acciones de control de Matlab, es relevante considerar las cargas generadas por los motores que no se tomaron como relevantes teóricamente pues un sistema que es estable puede llegar a la inestabilidad por medio de estos parámetros.
- Se percibió en el diseño del sistema de control, y debido al enfoque del estudio, que el método de control PID a pesar de ser utilizable, otros métodos podrían plantear un mejor sistema de control como los PI+D o netamente un PI, dando mayor relevancia al tiempo de respuesta y estabilidad que al sobrepico directamente.
- Si bien se logra generar un movimiento adecuado con motores de relación 5:1, es recomendable el uso de una relación mayor con el fin de superar los posibles roces de las piezas impresas, haciendo hincapié en los engranajes, además de considerar la fuerza de gravedad opuesta al movimiento de las mismas.
- Para el caso del diseño e impresión de piezas en 3D se encontró útil la realización de modelos relativamente huecos, con un nivel de semejanza a los huesos humanos, ya que si bien no son lo más compactos posibles permiten reducir la carga a la que se someten los motores dando mejores resultados en los movimientos.

7. Trabajos futuros

Como trabajos futuros se plantean las siguientes posibilidades con el fin de mejorar el desarrollo realizado.

- Como principal objetivo para trabajos futuros se recomienda el reemplazo de microcontrolador con el fin de lograr cargar el modelo generado mediante redes neuronales a fin de lograr movimientos inalámbricos.
- La búsqueda de una métrica de medición que permita la ubicación de sensores en puntos estratégicos, además del cambio en los sensores puede llegar a afectar positivamente el proyecto, así como la inclusión de mayor número de canales de adquisición.
- Se recomendaría la búsqueda de métodos que permitan evaluar el desempeño de los componentes del vector de características a fin de conseguir una mayor especificidad en la evaluación de movimientos.
- Se considera bueno ahondar en métodos de control PI+D a fin de lograr mayor estabilidad en las respuestas.

Referencias

- 3M. (2024). *3M*. Retrieved from 3M® Electrodo:
https://www.3m.com.co/3M/es_CO/p/d/v000183146/
- Arm Dynamics. (2024). *Prosthetic technology*. Retrieved from
<https://www.armdynamics.com/research-and-technology/prosthetic-technology#:~:text=The%20LUKE%20arm%2C%20by%20Mobius,to%20reach%20over%20their%20head.>
- Autodesk. (2024). *Autodesk*. Retrieved from Autodesk Fusion: más que CAD, es el futuro del diseño y la manufactura: https://www.autodesk.com/latam/products/fusion-360/overview?cjdata=MXxOfDB8WXww&term=1-YEAR&AID=13955714&PID=8299320&SID=jkp_Cj0KCQiAo5u6BhDJARIsAAVoDWs7FoWfREbZ8RjJBpsd0fNHI2-oEI0RfnaNqKbBTkomiRDVfOfRd2oaAsPPEALw_wcB&cjevent=b3585854ad0511ef81d406850a82b
- Baquero, K. V., Navarro, N. V., & Ramirez, D. B. (2024). Mejoramiento de la calidad de vida de un paciente con ausencia de miembro superior mediante la construcción de un prototipo de prótesis controlada por señales mioeléctricas. *EIEI ACOFI*, 1-10.
- Bates, T. J., Ferguson, J. R., & Pierrie, S. N. (2020). Technological Advances in Prosthesis Design and Rehabilitation Following Upper Extremity Limb Loss. *PubMed Central*, 485-493.
- C. A. Quinayás-Burgos, C. A.-L. (2015). Sistema de identificación de intención de movimiento para el control mioeléc. *Ing. Univ.*, 27-50.
- Chowdhury, R. H., Reaz, M. B., Ali, M. A., & Bakar, A. A. (2013). Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques. *MDPI sensors*, 12431-12466.
- Cimolato, A. D. (2022). EMG-driven control in lower limb prostheses: a topic-based systematic review. *J NeuroEngineering Rehabil*, 19-43.
- Clode, D. (2022). *DANI CLODE DESIGN*. Retrieved from DANI CLODE:
<https://www.daniclodedesign.com/>
- Cullen, D. K., & Smith, D. H. (2013). A new way to link artificial arms and hands to the nervous system could allow the brain to control prostheses as smoothly as if they were natural limbs. *MEDICAL ENGINEERING*, 52-57.
- Elçadi, G. H. (2023). Advancements and Challenges in Prosthetic Devices: Exploring Materials, Integration, and Future Directions. *Journal of Disability Research*.

- Géron, A. (2019). *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc.
- Giraldo, S. A. (2021). *control automatico educacion*. Retrieved from Modelo de Motor DC: <https://controlautomaticoeducacion.com/analisis-de-sistemas/modelo-de-motor-dc/>
- Hasan, M. M., Rahaman, A., Shuvo, M. F., Ovi, M. A., & Rahman, M. M. (2014). Human hand gesture detection based on EMG signal using ANN. Dhaka: 2014 International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV).
- Liard, R., & Latarjet, M. (1999). *Anatomía humana*. Montevideo: Panamericana.
- Medina-Coello, P., Salvador-Domínguez, B., Badesa, F. J., & Rodríguez Corral, J. M. (2024). Anthropomorphic Robotic Hand Prosthesis Developed for Children. *Biomimetics*, 401.
- MyoWare. (2016). *Sparkfun*. Retrieved from 3-lead Muscle / Electromyography Sensor for Microcontroller Applications: <https://cdn.sparkfun.com/assets/a/3/a/f/a/AT-04-001.pdf>
- Naked Prosthetics. (2024). *It's all about function*. Retrieved from <https://www.npdevices.com/>
- Ogata, K. (2000). *Ingeniería de control moderna*. Minnesota: Pearson educación.
- Oppenheim, A. V., & Willsky, A. S. (1998). *Señales y sistemas*. Massachusetts: Prentice Hall.
- Osolinskyi, O., Sachenko, A., Kochan, V., & Kolodiichuk, L. (2023). Measurement and Optimization Methods of Energy Consumption for Microcontroller Systems Within IoT. *IEEE Xplore*.
- P4H Bionics. (2024). *P4H Bionics Academy*. Retrieved from <https://www.p4hbionics.academy/>
- Point Designs. (2024). *strength. that's the point*. Retrieved from <https://www.pointdesigns.com/en/>
- Prótesis Avanzadas. (2021). *Protesis A3D*. Retrieved from <https://www.protesisavanzadas.co/pr%C3%B3tesis-a3d>
- R G E Clement, K. E. (2011). Bionic prosthetic hands: A review of present technology and future aspirations. *PubMed*, 336-340.
- Shadow robots. (2024). *Dexterous Hand Series*. Retrieved from <https://www.shadowrobot.com/dexterous-hand-series/>
- Sheppard, S. (2017, Noviembre 14). *Autodesk*. Retrieved from LimbForge Uses Autodesk Fusion 360 / Forge to Design and Make Customized Prosthetic Limbs:

<https://aps.autodesk.com/blog/limbforge-uses-autodesk-fusion-360-forge-design-and-make-customized-prosthetic-limbs>

Trejo-Letechipia, M., Rodriguez-Sanchez, D., González-González, R., Perez-Sanpablo, A., Arizmendi-Morquecho, A., Lara-Ceniceros, T., . . . Cortes-Ramirez. (2021). J.A. Design and Manufacturing of a Body-Powered Hook with Force Regulation System and Composite-Based Nanomaterials. *Applied Sciences.*, 11.

Anexo

Como anexos al trabajo realizado se describirán brevemente los entregables.

1. Códigos en Arduino (C++) orientados a la adquisición de las señales.
2. Muestras obtenidas de las señales en formato csv.
3. Códigos en Python referentes a creación de muestras, creación de dataset correspondientes a cada movimiento, métodos de graficado de las señales obtenidas, cada uno de los códigos generados para el entrenamiento de los modelos, cada uno de los códigos utilizados para la prueba en tiempo real de los modelos.
4. Códigos de Matlab utilizados para la creación de funciones de transferencia, así como simulaciones en Simulink para la evaluación grafica de las FT.
5. Códigos de Arduino para el manejo de motores dc.
6. Código de implementación general en Python y Arduino.
7. Archivos stl correspondientes a los diseños realizados en Fusion 3D.
8. Mano impresa en PLA.